



BIBLIOTHÈQUE

CÉGEP DE L'ABITIBI-TÉMISCAMINGUE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

Mise en garde

La bibliothèque du Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue et de l'Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) a obtenu l'autorisation de l'auteur de ce document afin de diffuser, dans un but non lucratif, une copie de son œuvre dans [Depositum](#), site d'archives numériques, gratuit et accessible à tous. L'auteur conserve néanmoins ses droits de propriété intellectuelle, dont son droit d'auteur, sur cette œuvre.

Warning

The library of the Cégep de l'Abitibi-Témiscamingue and the Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT) obtained the permission of the author to use a copy of this document for nonprofit purposes in order to put it in the open archives [Depositum](#), which is free and accessible to all. The author retains ownership of the copyright on this document.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN ABITIBI-TÉMISCAMINGUE

APPLICATION DES ALGORITHMES DE PRÉDICTION DE
DÉFAILLANCES DANS LA FABRICATION ADDITIVE

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DE LA MAÎTRISE EN INGÉNIERIE

PRÉSENTÉ PAR

ADEM BEN HAMMOUDA

SEPTEMBRE 2023

REMERCIEMENTS

Je remercie Dieu dont la foi et la grâce m'ont guidé tout au long de ce voyage académique. Il est toujours près de moi.

Tout d'abord, mes remerciements s'adressent en premier lieu à mon directeur de recherche, le professeur Hatem Mrad, qui m'a accompagné tout au long de ma formation. Son encadrement, son soutien et son professionnalisme m'ont aidé à surpasser les difficultés et à réussir. La concrétisation de ce mémoire n'aurait jamais été réalisable sans son soutien. Merci infiniment cher professeur !

Mon co-directeur, le professeur Tikou Belem (UQAT), qui a été toujours disponible et qui m'a prodigué d'utiles conseils qui m'ont aidé à bien structurer mon étude. J'apprécie énormément le temps qu'il m'a donné pour mener à bien le projet.

Aussi, à mon directeur de recherche (ENIS), le professeur Ahmed Frikha qui a été là depuis le début de mon parcours académique et qui a su m'aider et m'orienter efficacement dans certaines prises de décisions.

Je remercie également madame Sana Koubaa pour sa collaboration à ce projet de recherche. Elle a été une personne très importante dans la réussite de ce travail.

Un grand merci à mon frère Bilel Chtiba et tous les membres de service informatique.

Je tiens également à remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail et pour les commentaires qu'ils m'ont adressés lors de la soutenance afin d'améliorer mon travail.

À tous les enseignants et personnels de soutien de l'UQAT qui m'ont permis d'évoluer dans cet environnement favorable à la réussite.

À tous les membres de ma famille dont l'énergie et les encouragements me poussent à me surpasser chaque jour.

Table des matières

REMERCIEMENTS	i
LISTE DES FIGURES.....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	viii
LISTE DES ABRÉVIATIONS SIGLES ET ACRONYMES	ix
LISTE DES SYMBOLES	x
RÉSUMÉ	xi
ABSTRACT.....	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Contexte de l'étude.....	1
1.2 Problématique.....	5
1.3 Objectifs	6
1.3.1 Objectif principal	6
1.3.2 Objectifs spécifiques	6
1.4 Hypothèses	7
1.5 Retombées	8
1.6 Originalité du projet	8
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE.....	9
2.1 Introduction	9
2.2 Processus de fabrication	9
2.2.1 Fusion sur lit de poudre (PBD)	11
2.2.2 Modélisation par dépôt fondu (FDM).....	13
2.2.3 Dépôt sous énergie concentrée (DED).....	15
2.3 Famille de techniques de détection	16
2.3.1 Détection par traitement d'image.....	16
2.3.2 Défis liés aux traitements d'images	19

2.3.3	Réseau de neurones à convolution profonde (DCNN).....	21
2.3.4	Détection par rayon X	23
2.3.5	Détection par la méthode analytique.....	26
2.3.6	Détection par signal thermique	27
2.3.7	Détection par les ondes acoustiques.....	27
2.4	Équations de base	31
2.4.1	Analyse thermique	33
2.4.2	Analyse structurelle.....	37
2.5	Synthèse.....	39
CHAPITRE 3 APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES		41
3.1	Détection de défauts par traitement d'images	41
3.1.1	Méthodes de détection utilisées	43
3.1.1.1	Mise en place expérimentale.....	43
3.1.1.2	Méthode de collecte de données	44
3.1.1.3	Principe de fonctionnement	45
3.1.2	Essais de comparaison préliminaire	46
3.1.3	Méthodes de détection de défaillances.....	50
3.1.3.1	Méthode graphique	51
3.1.3.2	Méthode de calcul de Similarités (SSIM).....	51
3.1.3.3	Erreur quadratique moyenne.....	51
3.1.3.4	Méthode logique	52
3.1.3.5	Technique de corrélation croisée	52
3.1.3.6	Calcul euclidien avec l'histogramme.....	53
3.1.3.7	Méthode du motif binaire local (LBP).....	54
3.1.3.8	Méthode de calcul de surface.....	56
3.1.4	Interface graphique.....	56
3.2	Prédiction des défauts de distorsion par simulation numérique	57

3.2.1	Généralités.....	57
3.2.2	Modélisation numérique par éléments finis	63
CHAPITRE 4	RÉSULTATS ET DISCUSSION	70
4.1	Résultats de la détection de défauts par traitements d'images	70
4.1.1	Méthode graphique.....	70
4.1.2	Méthode de calcul de Similarités (SSIM)	72
4.1.3	Erreur quadratique moyenne	73
4.1.4	Méthode logique.....	74
4.1.5	Technique de corrélation croisée	75
4.1.6	Calcul euclidien avec l'histogramme	77
4.1.7	Méthode du motif binaire local (LBP)	77
4.1.8	Méthode de calcul de surface	79
4.1.9	Interface graphique (outil de comparaison)	80
4.1.10	Étude comparative.....	82
4.2	Résultats de la prédiction des défauts de distorsion par simulation numérique	85
4.2.1	Validation du modèle numérique	86
4.2.2	Effet de stratégie Zig-Zag	93
4.2.3	Effet de la stratégie de faible puissance	99
4.2.4	Effet de la stratégie de préchauffage de substrat.....	105
CHAPITRE 5	CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE.....	117
5.1	Conclusions	117
5.2	Perspectives	118
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	120
	ANNEXES	129

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Une chronologie de l'évolution de la fabrication additive (FA), montrant le passé, le présent et l'avenir.....	3
Figure 2 : Taille du marché mondial de la fabrication additive de 2012 à 2030.....	5
Figure 3 : Principaux phénomènes de FA.....	9
Figure 4 : Procédé de frittage laser sélectif [24].....	12
Figure 5 : Procédé de fusion laser sélective (SLM) [25].....	13
Figure 6 : Procédé de fusion par faisceau d'électrons (EBM) [27].....	13
Figure 7 : Procédé de FDM [27].	14
Figure 8 : Diagramme ISHIKAWA pour les causes influençant sur la qualité de pièce.....	15
Figure 9 : Procédé de DED [29].....	16
Figure 10 : La meilleure combinaison entre la puissance laser et la vitesse balayage [36].....	18
Figure 11 : Méthodologie de Yao [38].....	19
Figure 12 : Défaut de cordage (Stringing defects) [30].....	22
Figure 13 : La méthodologie pour le développement du réseau de neurones [30]	22
Figure 14 : Intersection sur Union.....	23
Figure 15 : Montage expérimental de détection par rayon X [31].....	24
Figure 16 : Le résultat de détection par Rayon-X [31].....	25
Figure 17 : Méthodologie de rayon X avec une caméra [41].....	25
Figure 18 : Effet de marche d'escalier [42].....	26
Figure 19 : Détection par les signaux acoustiques [48].....	28
Figure 20 : Les types de distribution d'énergies.....	34
Figure 21 : Le rotatif de Gaussian.....	36
Figure 22 : Distribution du modèle Goldak.....	37
Figure 23 : Ultimaker Cura 3D Printer.....	43
Figure 24 : Organigramme de la méthodologie.....	45
Figure 25 : Organigramme de conversion de STL vers le Code G.....	47
Figure 26 : Le résultat de différence dans l'image(b) entre l'image de code(a) et l'image réelle(c).....	48
Figure 27 : Calcul de la distorsion.....	49
Figure 28 : Élimination de distorsion.....	50
Figure 29 : Les étapes de la méthode de calcul euclidienne avec histogramme...	53
Figure 30 : Calcul de distance euclidienne.....	54
Figure 31 : Matrice d'une image.....	55
Figure 32 : Méthode de calcul de LBP.....	56
Figure 33 : Phénomène de DED [29].....	58
Figure 34 : Combinaison de série d'évènements.....	60
Figure 35 : Hiérarchie de la trajectoire outil.....	61
Figure 36 : Tableau de collection.....	61
Figure 37 : Activation du matériau.....	62

Figure 38 : Modèle de géométrie : Clamp, substrat, pièce à fabriquer	64
Figure 39 : Position de capteurs	65
Figure 40 : Trajet du laser pendant la déposition.....	65
Figure 41 : La géométrie du modèle et le maillage des éléments finis	66
Figure 42 : L'organigramme d'une simulation thermomécanique	68
Figure 43 : Le résultat de la détection de défaut extra de matière en utilisant la méthode graphique : (a) Image réelle avec défaut, (b) Image de référence et (c) Le résultat d'une différence par la méthode graphique.....	71
Figure 44 : Résultat graphique pour la méthode de SSIM.....	73
Figure 45 : Image réelle avec défaut.....	73
Figure 46 : Image de référence.....	74
Figure 47 : Le résultat d'une différence par la méthode logique.....	75
Figure 48 : Le résultat de la détection des défauts en utilisant la méthode de corrélation croisée : (a) images réelles (colonne de gauche), et localisation du défaut (colonne de droite) en utilisant la technique de corrélation croisée (b, c, d)	76
Figure 49 : Histogramme de l'image en niveaux de gris	77
Figure 50 : Résultat de la détection de défaut de manque de matière en utilisant la méthode LBP : (a) Image réelle parfaite, (b) Image réelle avec défaut et (c) Le résultat d'une différence par la technique de LBP.....	78
Figure 51 : Calcul de distance sur une image	79
Figure 52 : Calcul de pixels de défauts	80
Figure 53 : Interface de conception d'applications Matlab pour la détection des défauts	81
Figure 54 : Application de redimensionnement manuel par Application designer.....	82
Figure 55 : Principe de fonctionnement interne de la déformation.....	86
Figure 56 : Évolution de la température en fonction du temps du modèle numérique.....	86
Figure 57 : Validation de la température du modèle numérique.....	88
Figure 58 : Distribution du déplacement.....	90
Figure 59 : Évolution de la distorsion dans les modèles numériques, expérimentaux et de référence Abaqus	91
Figure 60 : Distribution des contraintes	92
Figure 61 : Chemin laser de la stratégie Zig-Zag.....	93
Figure 62 : Influence de la stratégie sur la température du modèle numérique	94
Figure 63 : Distribution de la distorsion	96
Figure 64 : Influence de la stratégie sur la distribution de la distorsion du modèle numérique.....	97
Figure 65 : Distribution des contraintes de la stratégie.....	98
Figure 66 : Influence de la stratégie de faible puissance sur la température du modèle numérique	100
Figure 67 : Distribution de la déformation après refroidissement	102

Figure 68 : Influence de la stratégie sur la distribution de la distorsion du modèle jusqu'à 30 minutes	103
Figure 69 : Distribution des contraintes	104
Figure 70 : La température enregistrée par TC1	107
Figure 71 : Évolution de la température du TC2 en fonction du temps.....	108
Figure 72 : Évolution de la température du TC3 en fonction du temps.....	110
Figure 73 : Distribution de la distorsion (a) préchauffage de 120°C, (b)préchauffage de 250°C, (c)préchauffage de 500°C, (d)préchauffage de 800°C, (e)avant le préchauffage.....	112
Figure 74 : Influence of strategy on the distribution of model distortion up to 30 minutes	113

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Les types de processus de la fabrication additive	11
Tableau 2 : Les modes de détection de défauts dans la FA.	29
Tableau 3 : Paramètres du modèle de Goldak.....	37
Tableau 4 : Tableau de paramètres.....	44
Tableau 5 : Tableau de paramètres.....	62
Tableau 6 : Composition chimique (%) de l'INCONEL 625 [27]	66
Tableau 7 : Propriétés de dépendance thermique de l'INCONEL 625	67
Tableau 8 : Les propriétés physiques de l'Inconel 625	67
Tableau 9 : Tableau des abréviations	69
Tableau 10 : Comparaison entre les techniques de traitement d'images utilisées.	83
Tableau 11 : Les températures maximales mesurées	88
Tableau 12 : Les températures maximales enregistrées de la stratégie zigzag	95
Tableau 13 : Le maximum de la température de la stratégie de faible puissance	101
Tableau 14 : Les températures maximales mesurées par TC1	107
Tableau 15 : La température maximale de TC2 pour chaque stratégie de préchauffage.....	109
Tableau 16 : Les températures maximales mesurées par TC3	110
Tableau 17 : L'influence de préchauffage sur les couches 7 et 35	115

LISTE DES ABRÉVIATIONS SIGLES ET ACRONYMES

3D	:	Tridimensionnel
ABS	:	Acrylonitrile butadiène styrène
APL	:	Acide Poly Lactique
ASTM	:	American Society for Testing Materials
Bench	:	Benchmark de la simulation Abaqus
CAO	:	Conception assistée par ordinateur
DED	:	Dépôt sous énergie concentrée
DED	:	Dépôt d'énergie directe
DL	:	Deep Learning
EBM	:	Fusion par faisceau d'électrons
EF	:	Éléments Finis
ENIS	:	École Nationale d'Ingénieurs de Sfax
Exp	:	Résultats expérimentaux
FA	:	Fabrication Additive
FDM	:	Modélisation par dépôt fondu
LDS	:	Capteur de déplacement laser
Num	:	Stratégie du modèle standard
PBF	:	Powder Bed Fusion
Puissance	:	Stratégie de variation de puissance
RMS	:	Root Mean Square
SLM	:	Fusion sélective par Laser
SLS	:	Frittage Laser sélectif
STL	:	Langage Triangulaire Standard
TC1	:	Le thermocouple 1 à l'extrémité libre du substrat
TC2	:	Le thermocouple 2 au centre du substrat
TC3	:	Le thermocouple 3 à l'extrémité de la pince du substrat
UQAT	:	Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue
zigzag	:	Stratégie de balayage pour le zigzag

LISTE DES SYMBOLES

%	:	Pourcentage
°	:	Degré
a	:	Largeur du bain de fusion
b	:	Profondeur du bain de soudure
C	:	Tenseur de rigidité du matériau
cf	:	Bassin de fusion avant
Cp	:	Capacité thermique spécifique effective
cr	:	Bassin de fusion arrière
D	:	Taille du spot du faisceau laser
ff	:	Facteur de chaleur avant
fr	:	Facteur de chaleur arrière
h	:	Coefficient de transfert de chaleur convectif
n	:	Exponent constant
P	:	Puissance du laser
q	:	Flux de chaleur
Q	:	Taux de génération de chaleur interne
Q	:	Énergie de bain de fusion
Q ₀	:	Énergie entrée.
r	:	Rayon actuel à partir du centre de la source de chaleur
r ₀ (y)	:	Rayon de la source de chaleur à z
T	:	Température
t	:	Temps
V	:	Vitesse de balayage
v	:	Vitesse de balayage laser
□	:	Émissivité de la surface
□	:	Déformation
□	:	Densité du matériau
□	:	Constante de Stefan-Boltzmann.

RÉSUMÉ

La détection des défauts des pièces lors de la fabrication additive (FA) constitue, aujourd'hui, une des solutions permettant d'éviter tout gaspillage de matière première, perte de temps et d'énergie. Ceci n'est possible que lorsque nous interrompons le processus de fabrication lorsqu'un défaut majeur sera détecté dans une ou plusieurs couches. La simulation numérique de processus de FA présente une alternative permettant la prévention des défauts. À travers cette approche numérique, le concepteur dispose d'un modèle dans lequel des tests de choix des paramètres optimums pourront être réalisés. Le premier objectif de ce travail est la détection des défauts en cours de fabrication. À cet effet, un système de surveillance in situ a été utilisé dans une imprimante 3D à l'aide des algorithmes de vision par ordinateur alimentés par une caméra photo. Dans l'un des algorithmes développés, il a été possible de créer une application avec Application-designer (Matlab) qui nous permet de comparer la couche imprimée en 3D avec la même couche créée par la Conception Assistée par Ordinateur (CAO) en se basant sur huit différentes méthodes. La valeur de la zone de matériau manquant ou excédentaire est renvoyée à l'utilisateur, qui peut décider d'annuler le processus en cas de défauts importants pour éviter tout gaspillage inutile en termes de matériau, de temps et de coûts. Le deuxième objectif de ce travail est d'effectuer des simulations par éléments finis en fonction des paramètres de processus de la FA. Ces simulations thermomécaniques sont basées sur un transfert thermique transitoire et une analyse structurelle statique. Ce qui nécessite une grande capacité de calcul en fonction du degré de précision du maillage pour prédire les distorsions des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure qui se produisent pendant la construction couche par couche de la pièce. Cette étude examine les effets du changement de puissance, du préchauffage et de la stratégie Zig-Zag sur la réponse mécanique et thermique pendant l'impression afin de déterminer les meilleures stratégies pour réduire la distorsion et la contrainte résiduelle.

Mots clés : Fabrication additive, Détection de défauts, Vision par ordinateur, Application-designer, Simulations par éléments finis.

ABSTRACT

Detecting defects in parts during additive manufacturing (AM) is, today, one of the solutions to avoid wasting raw materials, time and energy. This is only possible when we interrupt the manufacturing process when a major defect is detected in one or more layers. Numerical simulation of AM processes offers an alternative way of preventing defects. Through this numerical approach, the designer is provided with a model in which tests can be carried out to select the optimum parameters. The first objective of this work is to detect defects during the manufacturing process. For this purpose, an in-situ monitoring system was used in a 3D printer, using computer vision algorithms fed by a photo camera. In one of the algorithms developed, it was possible to create an application with Application-designer (Matlab) that allows us to compare the 3D printed layer with the same layer created by Computer Aided Design (CAD) based on eight different methods. The value of the area of missing or excess material is returned to the user, who can decide to cancel the process in the event of major defects, to avoid unnecessary waste in terms of material, time, and cost. The second objective of this work is to perform finite element simulations as a function of AM process parameters. These thermomechanical simulations are based on transient heat transfer and static structural analysis. This requires a high degree of computational capacity depending on the degree of mesh accuracy to predict part distortions, residual stresses and microstructure evolutions that occur during layer-by-layer part construction. This study examines the effects of power change, preheating and Zig-Zag strategy on mechanical and thermal response during printing to determine the best strategies for reducing distortion and residual stress.

Keywords : Additive manufacturing, Defect detection, Computer vision, Application-designer, Finite element simulations.

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte de l'étude

La fabrication additive (FA), appelée impression 3D, prend de plus en plus d'importance. Les milieux universitaires et industriels la reconnaissent pour son potentiel de fabrication de géométries assez complexes, de prototypage rapide, de systèmes et sa rapidité [1]. Afin d'optimiser les différentes technologies d'impression 3D, il est toujours nécessaire de développer de nouvelles applications de détection de défauts et des stratégies d'impression créatives [2]. L'utilisation de la technologie de fabrication additive (FA) est devenue très fréquente dans de nombreuses industries manufacturières. Elle réduit les coûts de prototypage. Elle offre une voie alternative pour les composants à faible volume et à coût élevé. Elle est passée d'une méthode de création de petites pièces à un moyen de construire de véritables bâtiments. L'agence spatiale européenne a adopté cette technique d'impression 3D pour créer des formes et des géométries complexes avec des connexions mécaniques et un poids réduit [3]. De même, l'industrie médicale a appliqué cette technologie pour la fabrication des prothèses avancées afin d'accélérer la régénération des tissus [4]. Cette technologie permet également à l'industrie automobile de fabriquer des prototypes plus complexes de composants qui peuvent améliorer la sécurité des véhicules et réduire leur poids total [5].

La technologie d'impression 3D a été largement concernée et appliquée à la production pour ses caractéristiques précieuses telles que la réduction des coûts, la facilité d'accès et la conception structurelle illimitée [6]. Cette technique est également considérée comme une méthode de fabrication durable et a connu une croissance rapide ces dernières années. Toutefois, le développement de l'impression 3D durable se trouve encore confronté à des défis, notamment en ce qui concerne la gestion des déchets. Grâce à la flexibilité et aux divers mécanismes d'impression de l'impression 3D, de grandes avancées peuvent être réalisées par la transformation des matériaux [7].

Le développement de l'industrie manufacturière est un facteur indissociable du progrès social. La transformation de la fabrication traditionnelle, qui consomme beaucoup de ressources, en fabrication durable, qui économise les ressources, est une tendance nécessaire. Dans ce processus de transformation, la technologie d'impression 3D a attiré beaucoup d'attention. Grâce au processus de fabrication en couches, la technologie d'impression 3D est économique en termes de matières premières, hautement personnalisée, rentable et conforme au concept de production durable. La fabrication transforme les matières premières en produits finis pouvant être utilisés à diverses fins. Les applications impliquent un grand nombre de processus différents [8]. En tant que pilier de l'industrie, la fabrication créait de la richesse et de la qualité de vie. La première révolution industrielle a stimulé la croissance économique, ce qui a eu des répercussions sur le contexte économique, social et technologique [9]. Pourtant, la poursuite de la croissance économique conduit aussi à consommer massivement des ressources naturelles limitées et à produire des effets négatifs sur notre environnement [10].

Le développement durable est un développement qui satisfait les besoins du présent sans nuire à la capacité des générations futures de satisfaire leurs propres besoins. La fabrication additive est considérée comme un outil de développement durable pour l'industrie manufacturière, car elle peut réduire le gaspillage de matières premières dans le processus de production.

La fabrication additive (FA) a commencé de progresser au début des années 1980. L'inventeur Chuck Hull a été la première personne qui construit réellement une imprimante 3D. Il a mis sur le marché la première machine stéréolithographique (SLA) au monde, la SLA-1, en 1987 [11]. Cette machine permet de fabriquer des pièces complexes, couche par couche, en une fraction du temps normalement nécessaire. En 2009 le brevet d'impression FDM de Stratasys a expiré, ouvrant le marché des imprimantes 3D FDM grand public. Généralement appelée fabrication de filaments fondus (FFF) pour les non-imprimantes Stratasys 3D. Les secteurs de l'automobile, de l'aérospatiale, de la médecine et des matériaux ont tous été les bénéficiaires de l'innovation apportée par la fabrication additive (FA) [12].

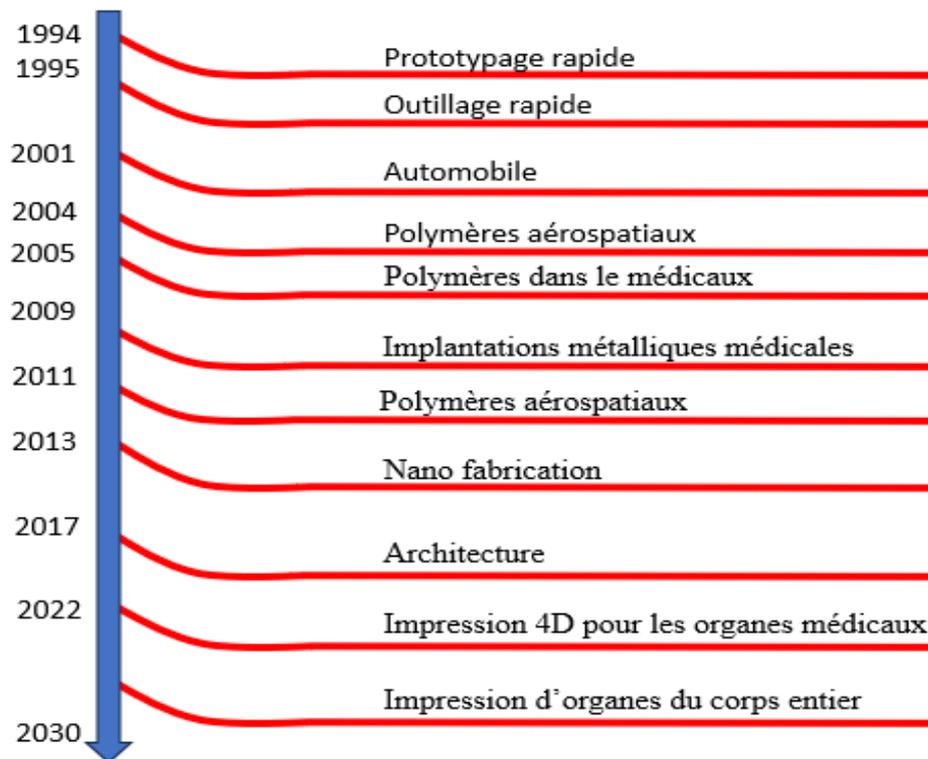


Figure 1 : Une chronologie de l'évolution de la fabrication additive (FA), montrant le passé, le présent et l'avenir.

La chronologie des développements de la fabrication additive présentée dans la Figure 1 montre le passé, le présent et le futur potentiel, y compris le prototypage rapide (1994), l'outillage rapide (1995), FA pour l'automobile (2001), polymères aérospatiaux (2004), polymères dans le médicaux (2005), implantations métalliques médicales (2009), polymères aérospatiaux (2011), nanofabrication (2013), architecture (2017), impression 4D pour les organes médicaux (2022), et l'impression d'organes du corps entier (2013-2032) [13].

L'impression 3D sera une clé dans le futur paysage manufacturier grâce aux avantages qu'elle peut apporter par rapport au moulage par injection, à l'usinage, ou à d'autres méthodes conventionnelles. Ces avantages comprennent la possibilité de créer des géométries personnalisées et complexes à moindres coûts. L'impression 3D est une méthode de fabrication additive tel que la machine a besoin d'un moyen de savoir comment le matériau doit être ajouté dans une couche-

processus par couche afin d'obtenir le résultat souhaité [14]. C'est fait en utilisant un algorithme de découpage. En plus de découper le modèle 3D en couches, l'algorithme de découpage calcule également les trajectoires d'outils pour chaque couche. Le chemin de l'outil définit le chemin que l'imprimante doit suivre afin d'atteindre son objectif. Enfin, les chemins d'outils sont compilés en G-Code, qui est une séquence de commandes dans laquelle l'imprimante 3D doit exécuter afin de créer le modèle 3D donné. La séquence entière de la commande est stockée dans un fichier où chaque ligne du fichier correspond à une commande.

La fabrication additive prend du temps et il n'est pas rare que les erreurs et les défauts de l'objet fabriqué se produisent après plusieurs heures d'impression. Ces erreurs ne sont pas détectées avant que l'objet ne soit endommagé [15]. Actuellement, le seul moyen de détecter ces défauts est de surveiller le processus à l'œil nu, ce qui n'est pas une solution envisageable à long terme. Ces problèmes sont dus à des causes liées au matériel, comme la machine et le choix du matériau, ou à des origines logicielles, comme la configuration des paramètres. Pour ces différentes raisons, de très nombreuses institutions académiques et professionnelles ont contribué à améliorer la qualité et la fiabilité de la fabrication additive [16].

La revue de la littérature a révélé un manque de recherche dans le domaine de la détection automatique des défauts dans les processus d'impression 3D [17]. Certaines techniques ont été tentées et ont donné quelques résultats, mais les méthodes n'ont pas été testées de manière approfondie et étaient susceptibles de générer de fausses alertes d'erreur.

Le marché mondial des procédés et services de la fabrication additive a prévu atteindre environ 50 \$ billion de dollars entre 2029 et 2031. Entre 1990 et 2012, le chiffre d'affaires mondial généré par l'ensemble des produits et services de FA a augmenté de 25,4 % [18].

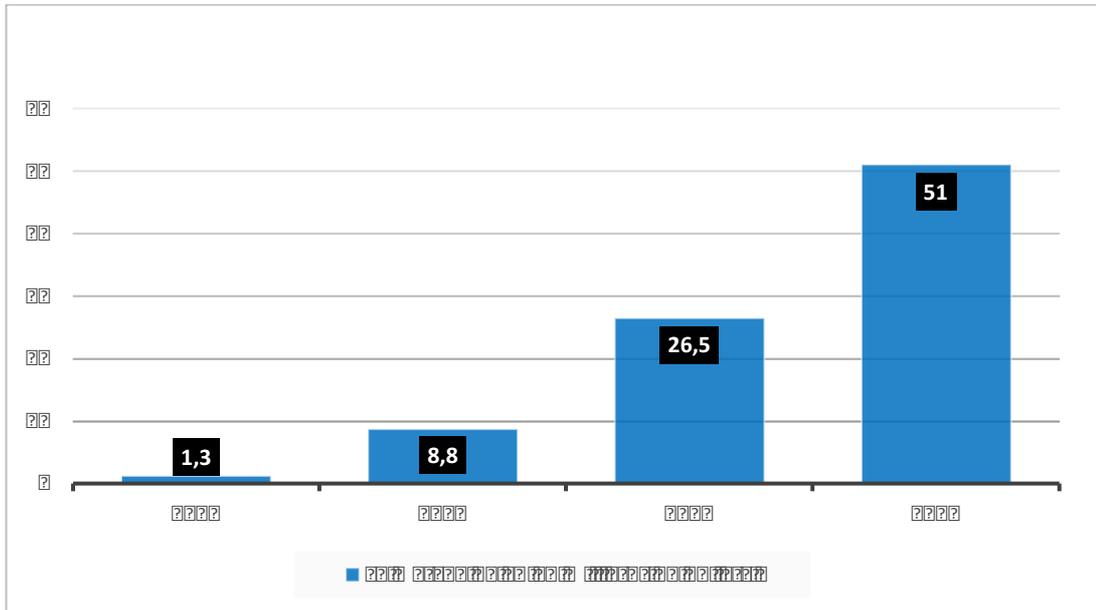


Figure 2 : Taille du marché mondial de la fabrication additive de 2012 à 2030

Ce rapport analyse également la taille et la croissance du marché de l'industrie par application et par matériau, fournissant une perspective sur l'impact que la fabrication additive aura sur l'avenir de la fabrication, et sur la façon dont les stratégies et les modèles commerciaux évolueront avec la FA. On remarque dans la Figure 2 que le marché s'est développé annuellement de 47% de 2012 à 2017 atteindre 26,5 milliards de dollars en 2021 à 51 milliards de dollars en 2030 [19].

1.2 Problématique

Ce projet de recherche s'inscrit dans le cadre d'une maîtrise en ingénierie qui a eu comme objectif principal les applications des algorithmes de détection et de prédiction de défaillances dans la fabrication additive. En effet, la détection des erreurs dans l'impression 3D sera réalisée par le moyen d'une caméra et des algorithmes de vision par ordinateur pour classer les défauts pendant l'impression 3D. Ces défauts seront détectés automatiquement afin de s'assurer qu'un minimum de temps et de matériaux soit perdu. Donc, pouvons-nous surveiller et détecter automatiquement les erreurs en utilisant les algorithmes de vision par ordinateur ?

Le processus d'impression 3D peut prendre de quelques heures à plusieurs jours. Cela signifie que la machine peut parfois fonctionner 24 heures sur 24, sans que

personne ne surveille en permanence l'impression pour s'assurer que tout se passe comme prévu. Pendant ce temps, un grand nombre d'erreurs et de défauts courant dans la fabrication additive se produisait souvent au milieu de la fabrication de processus. Ceci génère beaucoup de problèmes. Par exemple, la buse dans laquelle le matériau est extrudé peut être bouchée de sorte qu'il n'y a pas de matière ; la pièce additive commence à se déformer lors de l'impression et l'impression ne colle pas correctement au lit d'impression. Ces exemples de problèmes courants dans l'impression 3D, peuvent entraîner une perte de temps, de matériel important et peut dans le pire des cas, endommager la machine. Les défauts sont détectés, il est probablement trop tard pour réparer les dommages, car il est difficile de surveiller constamment le processus à l'œil nu. Si une erreur se produit 12 heures après le début du processus, mais qu'elle n'est détectée qu'après 8 heures, donc on peut dire qu'il y a un total de 20 heures de perte de temps. De là vient le rôle de chercheur en fabrication additive qui élabore des simulations par éléments finis en fonction des paramètres de processus FA. La compréhension de la physique à des échelles inférieures est un facteur important pour les simulations par éléments finis (EF) au niveau des pièces. Afin d'y parvenir avec précision, nous avons besoin d'une compréhension complète du matériau lorsqu'il passe par des cycles de température. Ceci permet de prédire les déformations des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure qui se produisent pendant la construction couche par couche de la pièce additive. Donc, comment pouvons-nous prédire le comportement des matériaux pour valider les conceptions de FA ?

1.3 Objectifs

1.3.1 Objectif principal

La principale contribution de cette étude est de fournir de nouvelles méthodes pour la surveillance des processus de fabrication additive (FA) qui améliorent la détection et la prédiction des défauts dans les processus et les pièces FA.

1.3.2 Objectifs spécifiques

La modélisation par éléments finis, les simulations particulières, l'optimisation des stratégies, le travail expérimental, la collecte des données et les techniques de

traitement d'images introduites dans cette étude apportent de nouvelles applications à la surveillance in situ de la fabrication additive qui couvre les aspects suivants :

- Détecter les défaillances d'excès et de manque de matière dans l'impression FDM.
- Créer une application avec App-designer (Matlab) qui permet de comparer la couche imprimée en 3D avec la même couche créée par la CAO en se basant sur huit différentes méthodes.
- Étudier les principaux problèmes associés au domaine de la fabrication additive.
- Étudier les effets du préchauffage, du changement de puissance, et de la stratégie Zig-Zag sur la réponse mécanique et thermique pendant l'impression afin de réduire la distorsion et la contrainte résiduelle.
- Prédire les déformations des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure qui se produisent pendant la construction couche par couche de la pièce additive.
- Maximiser le rendement, la qualité de la pièce et la réduction des coûts.
- Minimiser le temps d'impression et l'utilisation des matériaux.
- Validation des performances de la pièce.

1.4 Hypothèses

À partir des objectifs spécifiques définis, les hypothèses suivantes sont formulées, afin de bien définir le cadre de ce travail :

- L'intégration du modèle de prédiction de distorsion basé sur des simulations par éléments finis permet de réduire de manière significative les problèmes de distorsion des pièces additive.
- L'intégration réussie de systèmes de vision par ordinateur dans les processus de FA permet une détection efficace des défauts, contribuant ainsi à améliorer la qualité des pièces imprimées en 3D.
- Dans l'analyse thermique, la partie de l'énergie générée par la source laser qui est perdue avant d'être absorbée par le matériau a été négligée.

- Les matériaux utilisés sont considérés continus sans fissures.
- Le matériau est homogène et a les mêmes propriétés en tout point.
- La fabrication additive peut avoir des limitations en termes de taille, de défauts de distorsion et de vitesse de production.
- Les pièces fabriquées par impression 3D seront d'une qualité et d'une durabilité comparables par rapport aux pièces fabriquées par des méthodes traditionnelles.

1.5 Retombées

La fabrication additive est présentée comme une alternative pour remplacer la fabrication soustractive en raison de leur potentiel sur la rentabilité de fabrication, la possibilité de la conception complexe des pièces et sur notre environnement. Donc une prédiction des défaillances dans le domaine de la fabrication additive représente un gain d'argent et une augmentation de la durabilité pour les divers domaines d'applications (construction, l'automobile et l'Aerospace).

1.6 Originalité du projet

L'originalité de la recherche porte sur l'optimisation dans la fabrication additive. À terme de cette étude, il faut établir une modélisation numérique, expérimentale et analyse analytique de la fiabilité de méthodes de détection et de prédiction de défauts. Cette étude aboutira à l'élaboration d'une gamme de techniques de vision par ordinateur pour détecter les défauts entre la CAO et la capture d'image réelle notamment : technique SSIM, méthode d'erreur quadratique moyenne, technique de corrélation croisée, méthode logique, méthode binaire locale, calcul euclidien avec histogramme, méthode de calcul graphique et méthode de calcul de surface. Une interface personnalisée sur Application designer ainsi que des essais expérimentaux seront envisagés. Des simulations par éléments finis en fonction des paramètres de processus FA seront développées pour prédire les déformations des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure. De nouvelles stratégies seront présentées aussi qui auront permis d'avoir des résultats plus efficaces que tous les autres déjà proposés pour diminuer les valeurs de contrainte résiduelle et de la distorsion.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Ce chapitre présente une étude bibliographique sur les éléments de base nécessaires à la compréhension globale du contexte de la fabrication additive. Dans l'introduction, on définit la fabrication additive, en expliquant son principe de fonctionnement, ses domaines d'application, ainsi que ses avantages et ses limites. Ensuite, on se concentre sur trois procédés : la Fusion de filament fondu (FDM), le Dépôt d'énergie directe (DED) et la Fusion sur lit de poudre. Les différents phénomènes physiques qui interviennent lors de l'interaction du faisceau laser avec une matière métallique seront détaillés dans une troisième partie. Par la suite, une revue et une classification des différentes familles de techniques de détection de défauts dans la fabrication additive seront présentées. Enfin, le dernier volet se focalise sur les équations de base et les types de distribution d'énergie utilisés dans la fabrication additive.

2.2 Processus de fabrication

Ces quinze dernières années, l'intérêt pour la fabrication additive avec plusieurs matériaux d'ingénierie a considérablement augmenté grâce à l'amélioration constante des technologies de FA [20]. L'amélioration de la qualité et de la répétabilité des pièces fabriquées de manière additive est essentielle pour répondre aux exigences élevées des clients. Le processus de FA doit prendre en compte trois domaines principaux, qui sont étroitement liés, comme expliquer dans la Figure 3 :

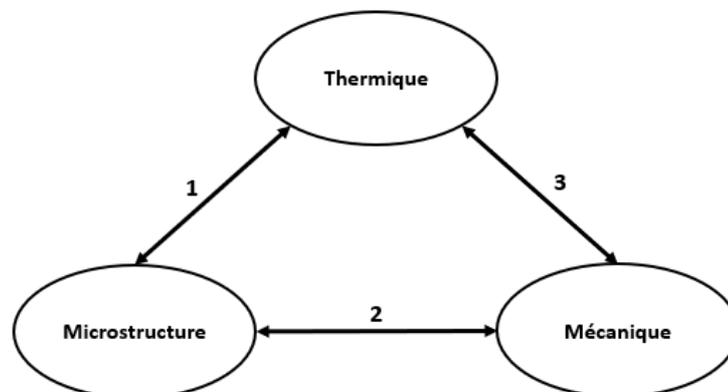


Figure 3 : Principaux phénomènes de FA

1. Les taux de transformation de la microstructure évoluent en fonction de la température.
2. Le comportement élastique et plastique d'un matériau dépend de sa microstructure, ce qui peut causer des changements de volume lors des changements de phase.
3. La dilatation thermique induit la déformation plastique qui produit la chaleur dans le matériau, ce qui permet de modifier les conditions aux limites thermiques.

La FA permet aux individus de réaliser leurs rêves en matière de construction. De plus, en diffusant cette technologie auprès d'un grand nombre d'utilisateurs potentiels, elle contribue à accélérer l'innovation dans le domaine de FA [18]. Il existe plusieurs technologies différentes pour la fabrication additive et l'impression 3D avec divers matériaux. Selon la norme ASTM F2792-12a, émise par l'American Society for Testing and Materials (ASTM), il existe actuellement sept catégories de processus technologiques de fabrication additive telle que [22] :

- Fusion sur lit de poudre
- Jet de liant
- Jet de matériau
- Laminage de feuilles
- Extrusion de matériau
- Dépôt d'énergie directe (DED)
- Photopolymérisation en cuve

Les détails de chaque type de processus de la Fabrication additive sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 1 : Les types de processus de la fabrication additive

Catégories de processus	Les principales méthodes	Les matériaux	La définition par ASTM F2792-12a
Fusion sur lit de poudre	*Fusion par faisceau d'électrons (EBM) *Frittage laser sélectif (SLS) *Laser sélectif fusion (SLM)	Les métaux et les Thermoplastiques	C'est un procédé de fabrication additive qui fusionne l'énergie thermique sélectivement dans les régions d'un lit de poudre.
Extrusion de matériau	Modélisation par dépôt fondu (FDM)	APL ABS	Un procédé d'extrusion de matériaux permettant de fabriquer des pièces thermoplastiques en utilisant l'extrusion à chaud et dépôt de matériaux couche par couche.
Dépôt d'énergie directe (DED)	DED à base de fil DED à base de poudre	Poudres métalliques ou des matériaux en brins	Un procédé de fabrication additive dans lequel l'énergie thermique focalisée est utilisée pour fusionner des matériaux en les fondant au fur et à mesure qu'ils se déposent.

2.2.1 Fusion sur lit de poudre (PBD)

La fusion sur lit de poudre (PBD) est un type de processus de fabrication additive qui utilise une source de chaleur, telle qu'un laser ou faisceau d'électrons, pour fusionner la couche supérieure de la poudre préchauffée [23]. Ce processus comporte plusieurs méthodes et technologies, notamment :

2.2.1.1 Frittage Laser sélectif (SLS) :

Le procédé de frittage laser sélectif a été développé dans les années 1980 à l'université d'Austin aux États-Unis. Ce procédé est basé sur la fusion sélective de poudre (Figure 4). La configuration du processus se compose principalement d'une source d'énergie, comme un faisceau laser, guidé par un système de miroir qui fait fondre des zones sélectionnées du lit de poudre monté sur une plateforme mobile. Lorsqu'elles sont chauffées, les particules fusionnent et forment une couche.

Ensuite, un piston de construction s'abaisse la plateforme de fabrication de la même hauteur que la couche suivante qui est généralement entre 50 et 200 microns. Enfin, un rouleau pousse le matériau du système d'alimentation vers la chambre de construction. Ce processus se répète pour chaque couche jusqu'à la création de la pièce [24].

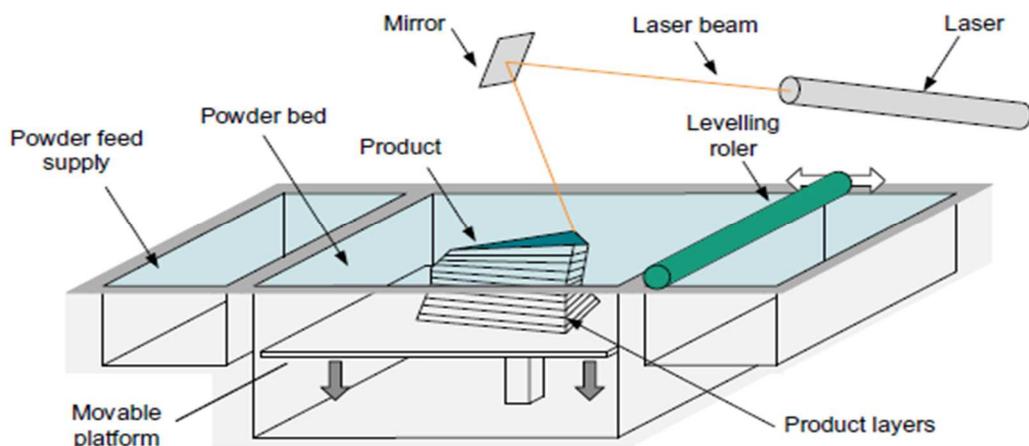


Figure 4 : Procédé de frittage laser sélectif [24]

Les principaux matériaux de type poudre sont non métalliques comme le nylon, le polyamide et des matériaux de type caoutchouc.

2.2.1.2 Fusion sélective par Laser (SLM) :

Le principe de fonctionnement de SLM est similaire à celui de SLS. La différence entre ces deux technologies FA est la puissance du laser et le matériau utilisé, tel que la technologie SLM utilise une puissance laser à haute puissance pour faire fondre le matériau en poudre métallique. Le faisceau laser à haute puissance est contrôlé par un miroir pour faire fondre le matériau métallique de type poudre sur le lit de poudre de fabrication [25]. Lorsqu'une couche est construite, le rouleau pousse le matériau du système d'alimentation vers le lit de construction (Figure 5). Ce processus se répète pour chaque couche jusqu'à la fabrication de la pièce. Les principaux matériaux de type poudre sont métalliques tels que le Ti-6Al-4V et l'acier inoxydable...

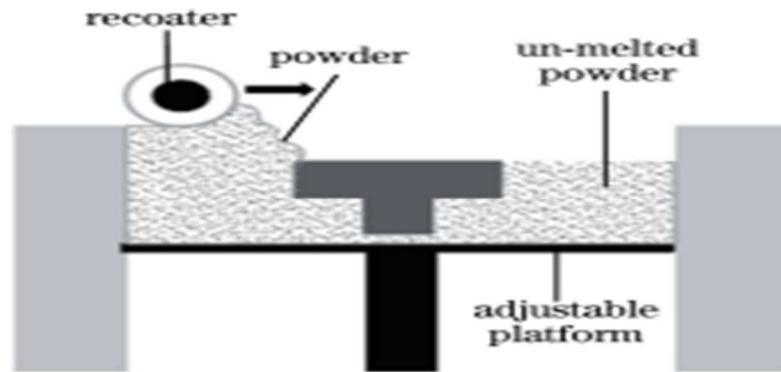


Figure 5 : Procédé de fusion laser sélective (SLM) [25]

2.2.1.3 Fusion par faisceau d'électrons (EBM) :

La technologie EBM utilise un faisceau concentré d'électrons pour faire fondre de la poudre métallique ou du filament afin de créer les pièces (Figure 6). Le canon à faisceau d'électrons libère le faisceau d'électrons pour faire fondre le matériau métallique fourni par un chargeur de matériau sur le lit de construction. Cette technologie utilise moins d'énergie et peut produire des couches plus rapidement que les technologies SLM ou SLS [26]. Les principaux matériaux d'alimentation de cette technologie FA sont les Ti-6Al-4V et l'acier inoxydable.

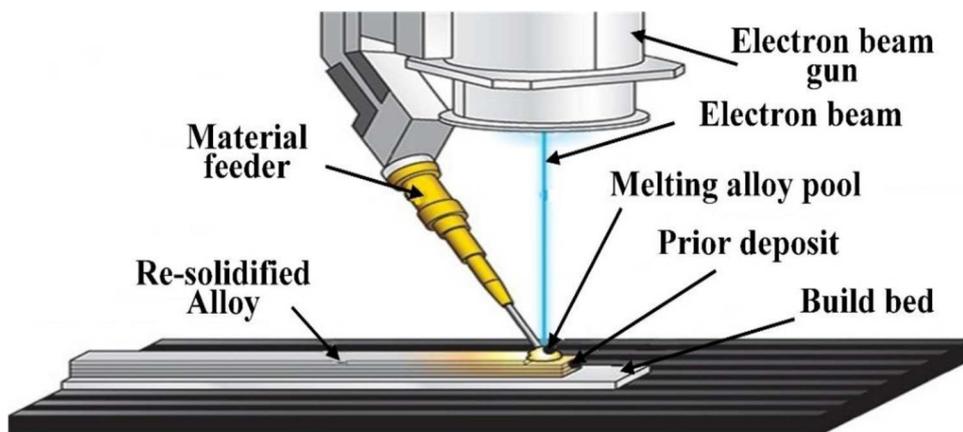


Figure 6 : Procédé de fusion par faisceau d'électrons (EBM) [27]

2.2.2 Modélisation par dépôt fondu (FDM)

La modélisation par dépôt fondu (FDM) est la technologie d'impression 3D la plus courante. FDM est un procédé d'impression 3D qui utilise un filament de matière

thermoplastique, dont les matériaux les plus couramment utilisés sont l'acide polylactique (APL) et l'acrylonitrile butadiène styrène (ABS) sont les matériaux les plus couramment utilisés [28]. Le principe consiste de fusionner des filaments thermoplastiques en chauffant la buse pour fabriquer des produits. Le matériau est alimenté par le moteur et fondu par la tête de chauffage comme illustré dans la Figure 7. Le matériau en fusion est ensuite poussé hors de la buse, où il se solidifie pour produire la pièce.

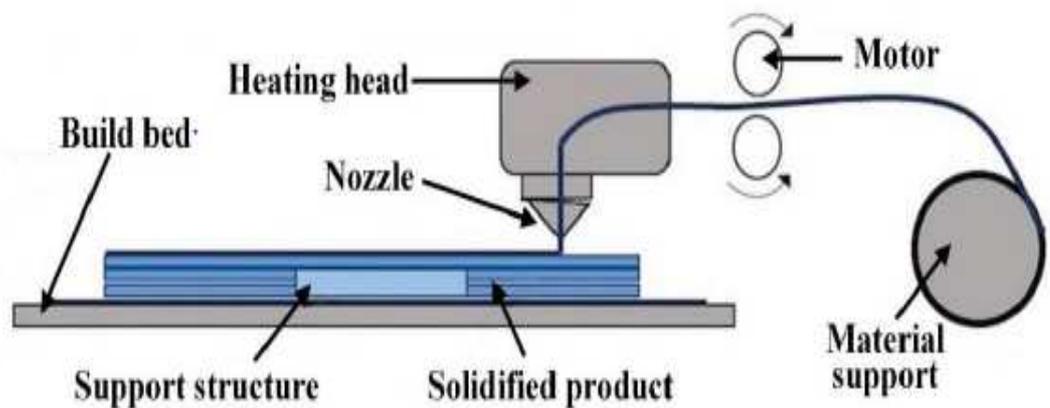


Figure 7 : Procédé de FDM [27].

Principe de fonctionnement : Le processus d'impression 3D FDM se compose principalement de 3 étapes :

- La première étape consiste à concevoir un modèle 3D de ce que vous souhaitez imprimer. Cette étape se fait généralement à l'aide d'un logiciel de conception assistée par ordinateur.

Le modèle est normalement enregistré dans un format de fichier stéréolithographie (STL) ou un objet format de fichier (OBJ).

- La deuxième étape consiste à découper le modèle 3D qui a été créé dans la première entrée dans les couches horizontales.
- La dernière étape consiste à envoyer toutes les commandes à exécuter à l'imprimante.

L'imprimante a un micrologiciel installé qui peut lire le G-code et transmettre les signaux de commande vers les moteurs et les éléments chauffants ainsi que la

lecture des entrées du capteur. Cette partie du processus peut être différente en fonction de type de technologie d'impression 3D et les matériaux utilisés. La Figure 8 résume les causes influençant la qualité de pièce.

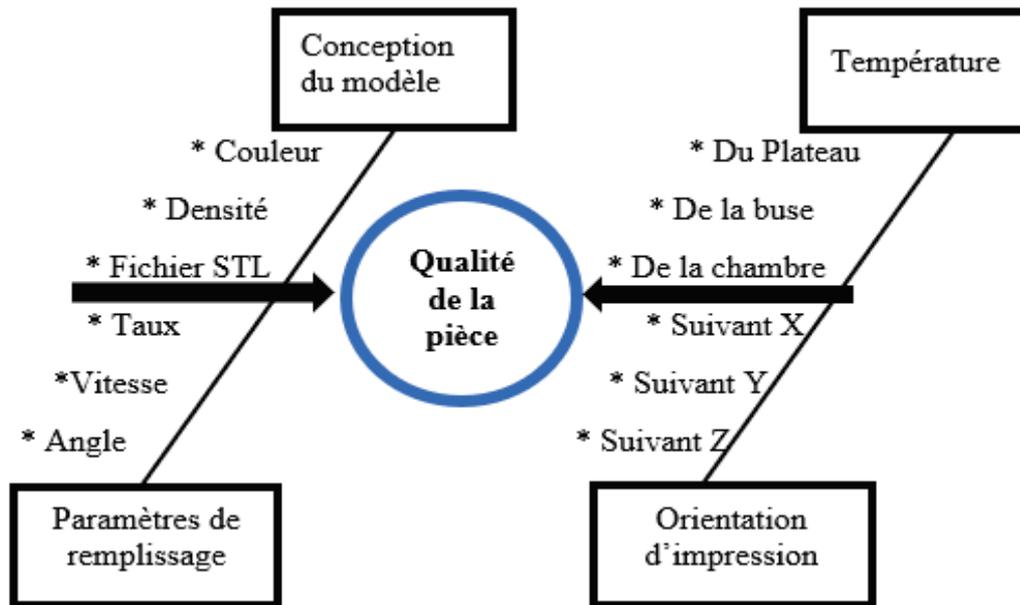


Figure 8 : Diagramme ISHIKAWA pour les causes influençant sur la qualité de pièce

2.2.3 Dépôt sous énergie concentrée (DED)

Dans le procédé DED, un faisceau laser est utilisé pour générer un bain de fusion. Un matériau d'alimentation sous forme de poudre ou de fil est introduit dans le bain de fusion généré par le laser [29]. Les applications typiques de la DED comprennent le traitement de surface et la réparation de composants métalliques. Selon le matériau déposé, le procédé DED peut être classé en deux catégories :

- DED à base de fil.
- DED à base de poudre.

Dans le procédé DED à base de poudre, la poudre métallique est fondue dans le bain de fusion. Le gaz inerte est utilisé comme un gaz porteur pour transporter les particules de poudre d'un dispositif d'alimentation en poudre à la zone de traitement. La Figure 9 présente le schéma du procédé DED.

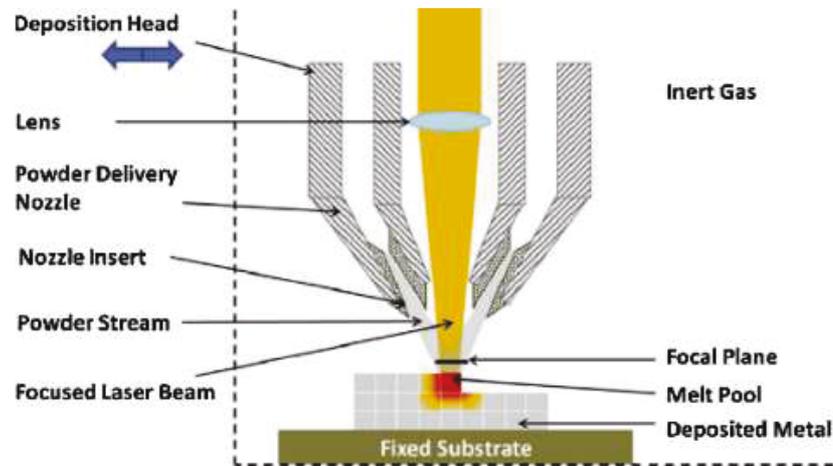


Figure 9 : Procédé de DED [29]

2.3 Famille de techniques de détection

La possibilité de prédire et de contrôler de la microstructure est essentielle pour fabriquer des produits de haute qualité. D'après la recherche bibliographique, les techniques de détection peuvent être divisées en plusieurs familles, telles que :

- Méthode de traitement d'image : avec caméra [30].
- Rayon-X : La surveillance par rayons X de la morphologie et la localisation des défauts internes avec un coût élevé [31].
- Photodiode : La photodiode est un détecteur de photoélectrique qui permet de convertir le signal optique en signal électrique.
- La spectroscopie d'émission atomique : avec la spectrométrie d'émission optique de plasma induit par laser (Laser Induced Breakdown Spectroscopy : LIBS) [32].
- Signal thermique : Par le calcul de l'émissivité, qui obtenir à cause de la différence de température à des positions différentes.
- Signal acoustique : Par le calcul de différence entre les oscillations.

2.3.1 Détection par traitement d'image

Scime et Beuth [33] ont proposé une méthode de surveillance et d'analyse in situ des images du lit de poudre en utilisant du matériel standard de l'EOS M290 pour capturer les images qui sont ensuite analysées par un algorithme de vision par

ordinateur. Cet algorithme est capable de détecter et de classer différents types de défauts de lit de poudre, à partir d'une base de données d'entraînement, comprenant notamment l'épandage incomplet, les sauts de rouleau ou les grandes puissances de recoater, la surélévation et les couches incomplètes.

Jafari et al. [34] ont exposé une approche de prise de décision basée sur les coûts des défauts microstructuraux et sur l'impact de la distribution spatiale des défauts. Cette approche utilise des images in situ du bain de fusion qui sont l'une des signatures de processus les plus informatives pour la détection de la porosité. Cette étude est menée pour illustrer l'efficacité en termes de précision et de coût de classification à l'aide de traitement d'images.

Khandpur et al. ont présenté une approche basée sur l'apprentissage d'ensemble pour la prédiction de l'excès de matière dans les processus FFF [35]. Dans leur étude, la machine de fabrication de filaments fondus (FFF) a été utilisée, comprenant une Caméra, une carte Arduino Uno et un interrupteur de fin de course pour collecter des données de surveillance des conditions. Ils ont utilisé une interface qui compare l'image de référence et l'image de couche capturée par la caméra USB pour détecter la présence de défauts et la corriger en réglant les paramètres d'impression pour un meilleur contrôle du débit de matière.

Aminzadeh and Kurfess [36] ont utilisé l'apprentissage automatique pour l'inspection visuelle (à l'aide d'une caméra) de la porosité et de la qualité de la fusion dans la fabrication additive sur lit de poudre métallique. Ils ont utilisé un classificateur pour classifier les défaillances de qualité de couches et trouver la meilleure combinaison entre quantités nettes d'énergie, qui dépendent de la densité d'énergie d'entrée définie par cette équation :

$$P = \frac{P}{V \cdot h \cdot t} \quad (1)$$

Où P est la puissance du laser, V est la vitesse de balayage, h est l'espace de balayage et t est l'épaisseur de la couche. La Figure 10 présente la meilleure combinaison entre la puissance laser et la vitesse de balayage.

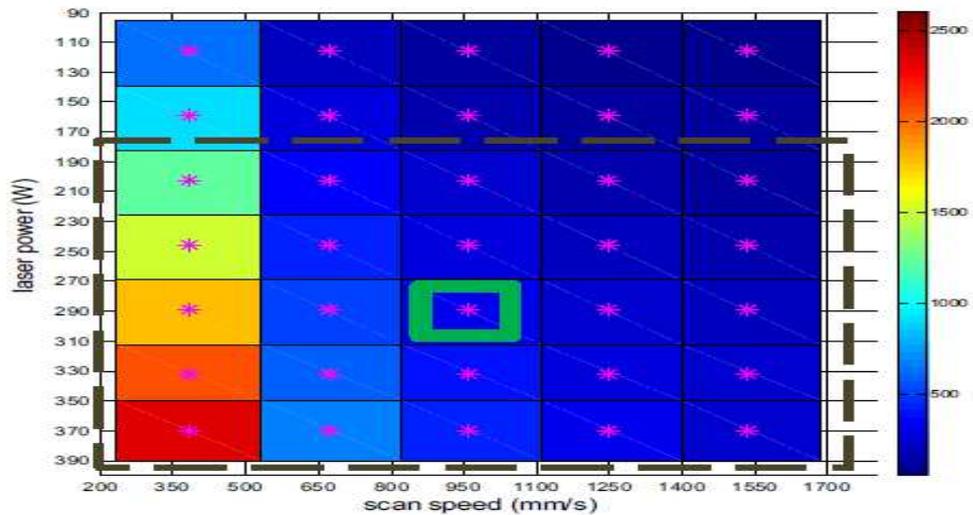


Figure 10 : La meilleure combinaison entre la puissance laser et la vitesse balayage [36]

Une étude de Kraus et al. [37], s'est concentrée sur la surveillance de la distribution de la température d'une couche et son évolution dans le temps en utilisant une installation de thermographie à l'aide d'une caméra bolométrique. L'algorithme de surveillance qu'ils proposent est capable de détecter les défauts du processus ainsi que d'autres types d'irrégularités. Ces irrégularités peuvent être détectées en comparant les différents résultats de mesure de la distribution de la chaleur en se basant sur des valeurs de référence prédéfinies dans le processus.

Yao et al. [38] ont développé une approche qui consiste à capturer des images thermiques à l'aide d'une thermographie infrarouge en utilisant des caméras avec haute résolution (36,3 mégapixels) pour prédire la microstructure en déterminant la taille des grains résultant des caractéristiques du bain de fusion. Pour la réduction des défauts en temps réel, ils ont utilisé la machine de FA hybride qui offre des actions correctives sur la couche suivante comme le découpage ou les ajustements de processus à l'aide de modèle MDP (Markov Decision Process) qui utilise les signaux d'état de défaut estimé à partir des images de chaque couche. La Figure 11 résume ces étapes.

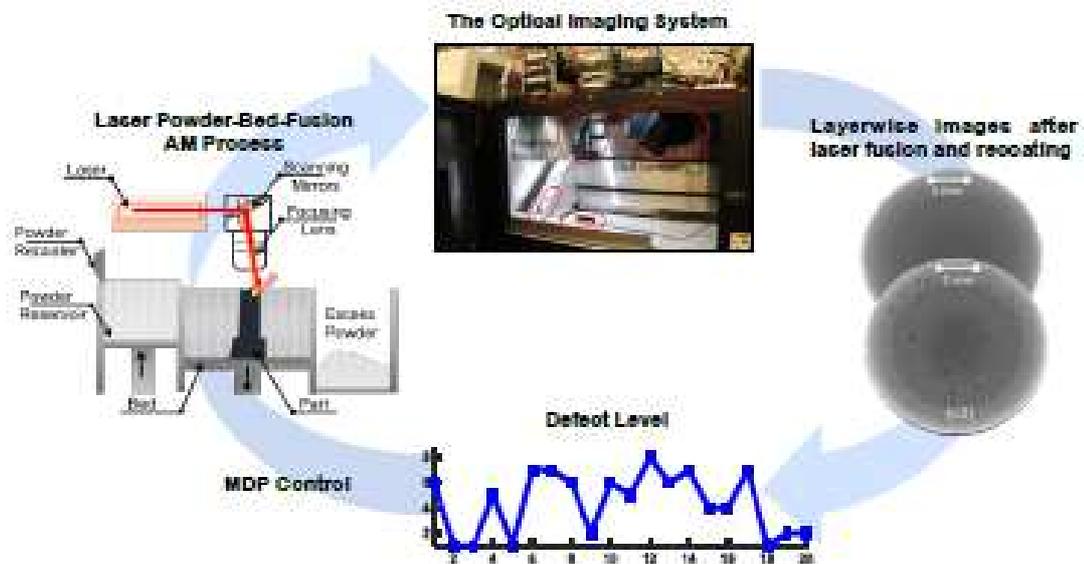


Figure 11 : Méthodologie de Yao [38]

2.3.2 Défis liés aux traitements d'images

L'objectif de ce projet porte sur la détection des erreurs dans l'impression 3D à l'aide d'une caméra et des algorithmes de vision par ordinateur. En cas de défauts importants, on peut annuler le travail afin d'éviter tout gaspillage inutile en ce qui concerne de matériau, de temps et de coûts.

On peut être résumé le traitement d'images comme "un processus qui prend des images en entrée et génère une image modifiée en sortie". L'analyse d'image se contente normalement de quantifier les données sur les objets. Il est aussi le fondamentalement basée sur la physique de la formation de l'image et le fonctionnement du système d'acquisition d'images.

Des défauts sont susceptibles de se produire dans les objets imprimés en 3D pendant le processus d'impression. Parmi ces défauts: le manque et l'excès de matière, le gauchissement, la déformation de l'objet imprimé, le détachement de l'objet, le défaut de cordage, défauts de spaghetti print, la buse bouchée. Ces défauts sont les échecs les plus courants qui se produisent au milieu d'une impression. Mais il existe plusieurs problèmes pour détecter ces défauts, afin de décider de terminer le processus d'impression en cas de défauts importants. Parmi ces problèmes: les

erreurs de mesure, origine d'imprécision de la pièce fabriquée, la résolution de la caméra, l'imperfection de la caméra, l'incertitude des algorithmes de traitements d'images et la superposition entre l'image de référence et l'image captée par la caméra qui est un défi majeur pour la comparaison entre deux images. Sauf qu'on peut prendre la même source, alors qu'on peut fixer une caméra pour toutes les prises de photos. Ensuite, on garde la même position des pièces imprimées sur la plaque de construction afin d'assurer la superposition entre l'image réelle sans défaut (idéal) et l'image réelle avec défaut. Mais c'est une proposition parmi les rares méthodes pour superposer deux images.

Malgré la superposition parfaite est impossible, on a essayé de corriger ce défi par plusieurs opérations notamment : le décalage, la contraste, la segmentation d'images et la mise en échelle.

Mise à l'échelle : Pour déterminer la résolution de la caméra qui est fixée par un support au-dessus de l'imprimante. On calcule le rapport de nombre de pixels par chaque millimètre dans la photo captée par la caméra. Puis on redimensionne l'image de G-code pour assurer la mise en échelle de l'image de référence (de G-code) et l'image réelle de la pièce imprimée.

La segmentation d'images : Pour la faciliter et la simplicité d'analyse de traitements d'images, on divise l'image en sous bloc de pixels à l'aide de processus de segmentation d'images. Dans cette méthode de seuillage, une limite a été définie pour séparer les pixels. C'est pour ça, la méthode de seuil a été utilisée. Tout d'abord, on fixe un seuil constant puis on compare ce seuil avec toutes les valeurs de pixels. Chaque valeur de pixels inférieure à la valeur de seuil est remplacée par le noir, mais chaque valeur de pixels supérieure à la valeur de seuil est remplacée par le blanc. Grâce à cette technique de seuillage, l'image a été divisée en deux régions : une région comporte la couche imprimée et l'autre c'est le vide.

Dans le but de détecter les erreurs dans la pièce imprimée 3D, on doit calculer les écarts dimensionnels et géométriques par rapport au modèle idéal.

La tolérance dimensionnelle : elle permet de mesurer la distance entre deux points.

La tolérance géométrique :

- Tolérance de forme (planéité, rectitude, circularité, cylindricité).
- Tolérance d'orientation (parallélisme, inclinaison, perpendicularité).
- Tolérance de position (Symétrie, localisation, concentricité et coaxialité).

Pour éviter tous ces calculs de tolérances, de localisations, de forme et d'orientation, des modules développés ont été implémentés dans notre prototype. On a réussi aussi à comparer les couches imprimées 3D avec les mêmes couches de la simulation afin de détecter les écarts par rapport du modèle CAO.

De plus, l'algorithme proposé a été développé afin d'arrêter le processus d'impression lorsque les erreurs respectives entre la forme reconstruite et le fichier STL dépassaient 5%.

2.3.3 Réseau de neurones à convolution profonde (DCNN)

Shevtchik et al. [39] ont utilisé l'émission acoustique en temps réel pendant le processus de fabrication additive sur lit de poudre dans une machine de fusion laser sélective enregistrée par un capteur à réseau de Bragg à fibre FBG. Les signaux acoustiques ont été décomposés par l'ondelette de Daubechies et traités avec la CNN pour classifier les différentes caractéristiques des défauts qui apparaissent en raison de la variation de vitesse de balayage dans le processus de fabrication additive. Le capteur à réseau de Bragg à fibre est installé sur la paroi latérale à l'intérieur de la chambre de traitement à une distance de 20 cm de la pièce. Les signaux acoustiques sont enregistrés à une fréquence d'échantillonnage de 1 GHz à l'aide d'un oscilloscope Lecroy HDO4104.

Li et al. [40] ont développé une approche basée sur l'apprentissage d'ensemble pour prédire la rugosité de surface à l'aide de plusieurs capteurs de thermocouples, l'infrarouge et les accéléromètres pour collecter des données en temps réel de température et de vibration. Ils ont utilisé plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique, pour entraîner un modèle prédictif de la rugosité de surface.

Dans le travail de Koumoulos et al. [30], ils ont présenté une méthodologie pour la reconnaissance du défaut de cordage qu'est illustré dans la Figure 12. C'est un

phénomène où de petites chaînes du plastique imprimé restent sur la surface de l'objet imprimé qui peut causer une distorsion dimensionnelle de l'objet.

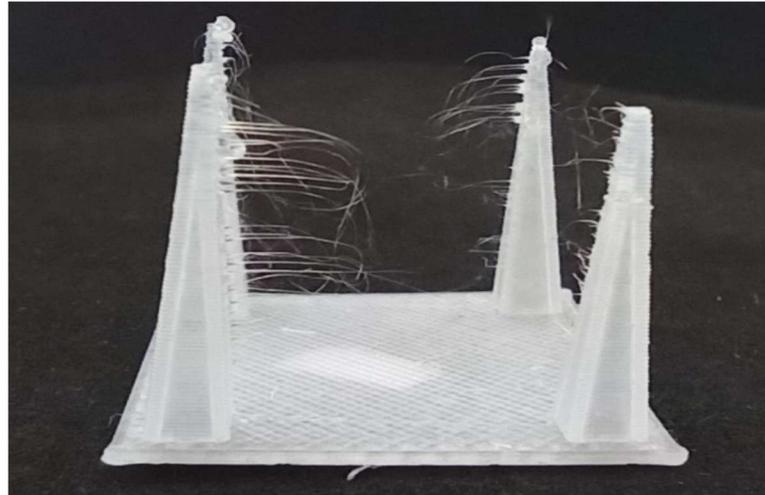


Figure 12 : Défaut de cordage (Stringing defects) [30]

Dans leur étude, Koumoulos et al. [30], ont rassemblé un ensemble de données de 500 images d'objets imprimés présentant le phénomène de cordage. Ces images ont été utilisées pour entraîner un détecteur à coup unique (detector Single Shot), fonctionnant avec une entrée 300×300 (SSD-300). Les chercheurs ont ensuite utilisé un classificateur d'images typique qui est représenté par VGG16 appelé aussi le réseau de base puisqu'il est basé sur le neurone convolutif standard d'architectures de réseau (CNN). La méthodologie pour le développement du réseau de neurones profonds pour la détection des défauts est présentée à la Figure 13:

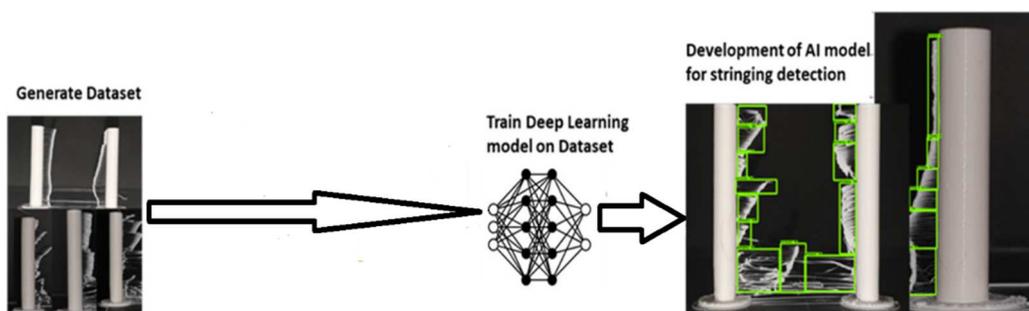


Figure 13 : La méthodologie pour le développement du réseau de neurones [30]

Finalement, ils ont quantifié la précision entre le cadre de prédiction et le cadre de vérité terrain par l'intersection sur Union (Figure 14).



Figure 14 : Intersection sur Union

La prédiction est un vrai positif (TP) si le défaut prédit était réel. Donc on peut dire que l'intersection sur Union est supérieure à 0,5.

La prédiction est un faux positif (FP) si le défaut prédit n'était pas réel. Donc on peut dire que l'intersection sur Union est inférieure à 0,5.

Finalement, la prédiction est un faux négatif (FN) lorsque le modèle manque d'un vrai défaut. Pour calculer la précision de la méthode, on utilise la formule suivante :

$$Précision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

2.3.4 Détection par rayon X

Ren et Mazumde ont appliqué une sonde optique avec une distance de 150 mm du faisceau laser qui est focalisé sur la surface de construction [31]. Les spectres sont ensuite recueillis pendant le processus DED à l'aide d'un système de surveillance optique intelligent (SOMS) équipé d'un spectromètre ayant une gamme de longueurs d'onde de 277 à 570 nm et une résolution de 0,154 nm comme présenté à la Figure 15.

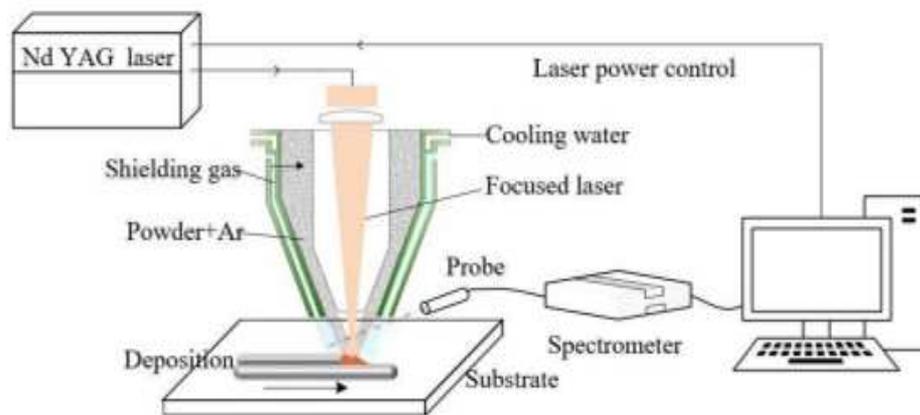


Figure 15 : Montage expérimental de détection par rayon X [31]

Une tomodensitométrie (CT-scan) est une technique d'imagerie qui combine les rayons X et les ordinateurs pour créer des images 3d détaillées. La Figure 16 présente la distribution de la porosité dans chaque couche de la pièce peut être calculée comme suit :

- a. Convertir chaque couche de dépôt en une image binaire puis en pixel noir pour les pores et les zones de dépôt denses en pixel blanc.
- b. Obtenir les taux de porosité spatiale en calculant les rapports des pixels noirs aux pixels blancs dans la zone locale. La zone locale est délimitée par une fenêtre d'une taille de 111×111 pixels, ce qui correspond à une zone de dépôt de $1,2 \times 1,2$ mm.
- c. Calculer le taux de porosité de chaque couche en utilisant la même méthode. La moyenne de taux de porosité à la même position dans le plan XY de toutes les tranches de cette couche.
- d. Classer la région de dépôt locale comme suivant :
 - Si le taux de porosité moyen est supérieur à 0,02%, la région de dépôt est considérée comme poreuse et est classée "0".
 - Sinon, si le taux de porosité moyen est inférieur ou égal à 0,02%, la région de dépôt est considérée comme dense et est classée "1".

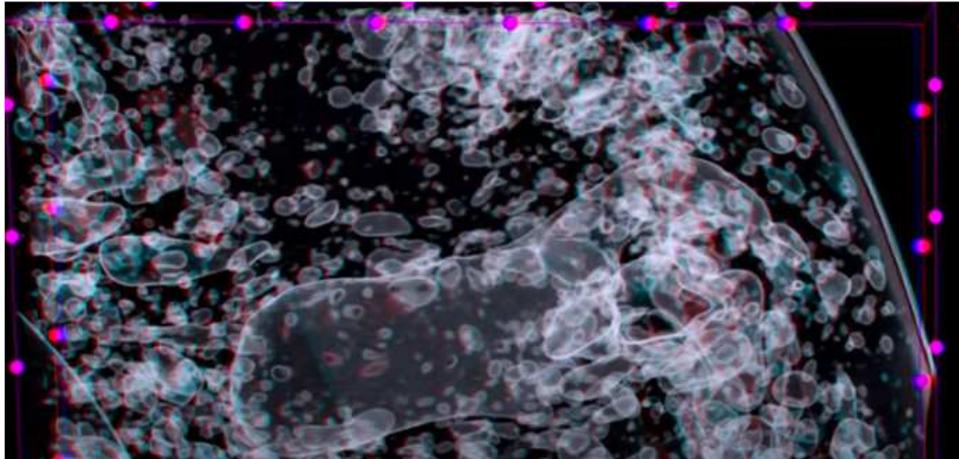


Figure 16 : Le résultat de détection par Rayon-X [31]

Chen et al. [41] ont comparé la méthode de Rosenthal avec les images du bain de fusion en temps réel, en utilisant la radiographie de rayons X d'une résolution d'imagerie d'environ $6,67 \mu\text{m}$ par pixel pour prédire la microstructure et la qualité du dépôt en termes de variations de la profondeur, la longueur en fonction de la puissance du laser et de la vitesse de déplacement.

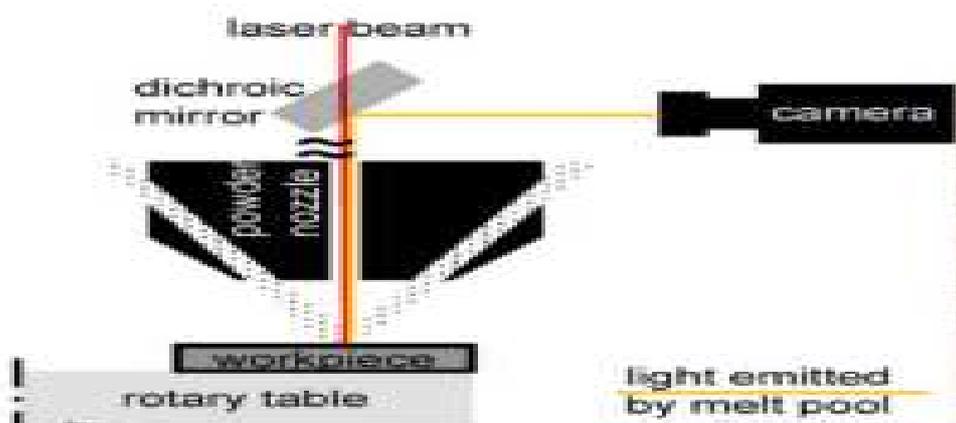


Figure 17 : Méthodologie de rayon X avec une caméra [41]

Comme montré dans la Figure 17, le système est enfermé dans une enceinte laser DED et il comprend un laser à fibre dopée à l'ytterbium 1070 nm avec une puissance laser de 200 W. Le laser est positionné perpendiculaire à la plaque de

construction qui est équipée de fenêtres en Kapton en raison de leur faible absorption des rayons X dans le domaine énergétique de la ligne de lumière.

2.3.5 Détection par la méthode analytique

Les différences géométriques entre le modèle CAO et la pièce fabriquée connues sous le nom d'« Effet de marche d'escalier » sur la surface partielle d'une pièce de fabrication additive comme montré dans la Figure 18. Tout d'abord, Daekeon Ahn et al. ont introduit une équation pour exprimer la distribution de la rugosité de surface en termes d'angle de surface à l'aide de principaux facteurs qui influencent la rugosité, afin de prédire la rugosité de pièces traitées par la fabrication additive.

$$R_a = \frac{W}{L} \tan \theta \quad (3)$$

Avec : A est la surface du pas.

W représente la largeur du pas.

L qui désigne l'épaisseur de la couche.

θ décrit l'angle de la surface.

ϕ désigne l'angle du profil de la surface.

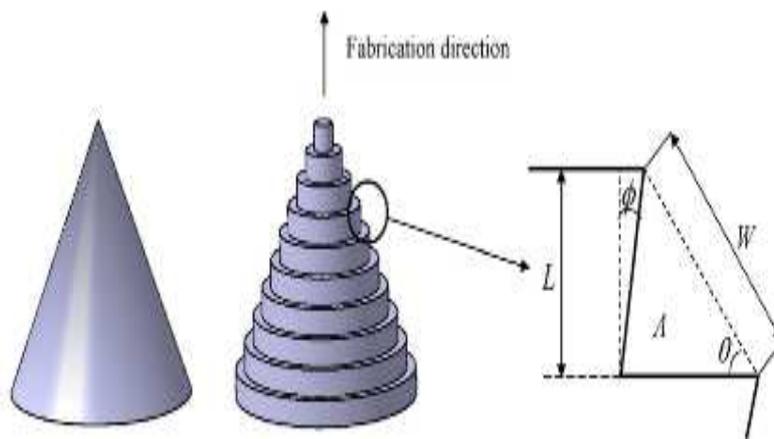


Figure 18 : Effet de marche d'escalier [42]

Ensuite, Daekeon Ahn et al. [42] ont validé l'approche proposée à travers plusieurs exemples en estimant l'erreur de rugosité calculée à l'aide de visual C++ 6.0. Enfin, ils ont montré que la rugosité de surface est presque nulle (0 mm) pour un angle de surface proche de 90 °. Par conséquent, on peut dire que la valeur de rugosité de

surface dépend de l'angle de surface et qu'elle peut être réduite en minimisant l'épaisseur de la couche.

2.3.6 Détection par signal thermique

La possibilité de quantifier le comportement mécanique et thermique des pièces lors de procédé DED est cruciale afin de garantir une haute qualité de fabrication.

Par ailleurs, Song et al. [21] ont proposé une stratégie de contrôle prédictif pour contrôler la température du bain de fusion. Ils ont utilisé un pyromètre pour surveiller la température du bain de fusion et un contrôleur de puissance du laser pour la stabiliser. En effet, Bi et al. [43] ont utilisé plusieurs systèmes de mesure tels que la photodiode, le pyromètre et la caméra CCD pour détecter et analyser le signal de température infrarouge (IR) émis par le bain de fusion. Ce signal est ensuite comparé au signal de puissance laser afin de contrôler la qualité de pièce.

2.3.7 Détection par les ondes acoustiques

Les résultats expérimentaux ont montré que l'utilisation des signaux acoustiques était viable pour le contrôle de la qualité[44]. Wu et al. [45] ont appliqué l'émission acoustique pour détecter les défaillances de l'impression FDM. Cette méthode présente l'avantage d'avoir un coût faible et de fournir une grande quantité d'informations. Le signal EA pendant le processus de fabrication est enregistré et analysé en continu par le système d'acquisition de données. Le capteur détecte en temps réel les ondes de contrainte émises par les sources telles que l'extrudeuse et la pièce imprimée. Le changement des modèles de caractéristiques est utilisé pour identifier les conditions anormales et détecter le moment où se produisent les principales défaillances du processus.

Grasso et al. [46] ont utilisé une approche qui consiste à appliquer un capteur de chaque côté pour mesurer la quantité de poudre. Pendant chaque opération de recouvrement de la poudre, chaque capteur donne un signal d'impulsion qui présente les oscillations et les écarts qui dépendent de la variabilité du processus de distribution de la poudre. Les surdosages ou les sous-dosages peuvent ainsi produire des distorsions géométriques. Ils ont examiné cette méthodologie dans les processus

de fusion par faisceau d'électrons (EBM) afin de détecter automatiquement les défauts et les erreurs de processus à l'aide de la technique de la description des données (SVDD). Cependant, cette approche présente des limites car elle ne s'applique qu'à la production en série d'un même produit□

Whiting et al. [47] ont utilisé les mesures d'émission acoustique (EA) comme méthode de contrôle du flux de poudre dans un procédé DED. Cette méthode permet de fournir à l'opérateur une mesure précise du débit massique de la poudre à travers la buse de la machine. Ainsi, le débit massique réel (en AE) peut être comparé au débit souhaité en utilisant un modèle mathématique qui décrit le débit massique réel en fonction de la RMS (racine de la moyenne du carré) du signal EA.

Wu et al. [48] ont utilisé une machine FDM dans leur étude de modèle E5 Engine qu'est présenté à la Figure 19. L'extrudeuse utilisée dans cette étude est l'extrudeuse à filament chauffé MK-1 et le matériau utilisé est l'ABS. Les résultats de signaux acoustiques sont traités à l'aide de SVM (Support Vector Machine) qui est représenté comme une technique d'apprentissage machine pour l'identification des caractéristiques et les problèmes de classification en tenant compte de la distance entre le capteur et la source EA.

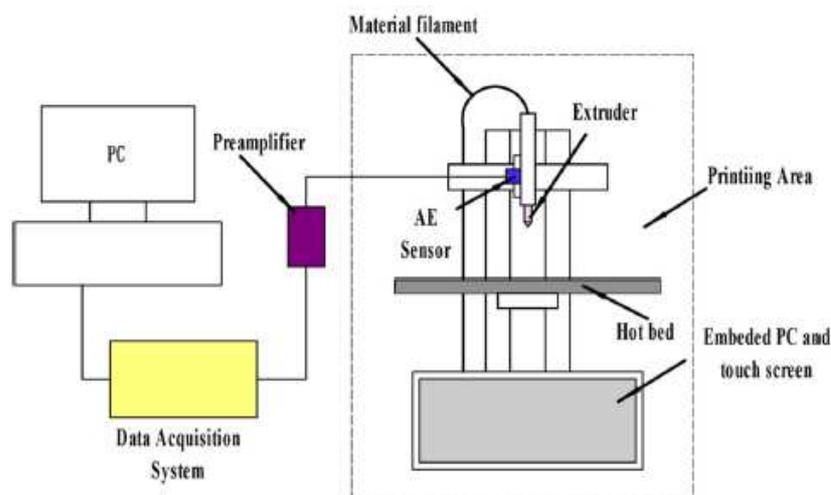


Figure 19 : Détection par les signaux acoustiques [48]

Ye et al. [44] ont appliqué la méthode intelligente DBN (deep belief networks) qui extrait les informations hiérarchiques à partir de système d'acquisition du signal acoustique qui comprend un microphone 3780C1 PCB fixé à un angle de 30° au-dessus de la plateforme. Ces signaux sont liés aux variations du plasma dues aux variations de la vitesse de balayage et de la puissance laser pendant le processus SLM. Le DBN, introduit par Hinton et al., est un modèle probabiliste graphique composé de multiples couches qui permettent un apprentissage en profondeur. Chaque couche capture progressivement des modèles plus complexes de données pour la réduction de la dimension, l'analyse des modèles et la classification.

Le tableau suivant résume une gamme d'études et logiciels permettant de détecter les défauts de FA :

Tableau 2 : Les modes de détection de défauts dans la FA.

Références	Les imprimantes	Les matériaux	Défaut	Méthode
[35]	Imprimante 3D A4v3 de la société italienne 3ntr	Caméra, carte Arduino uno, ABS, interrupteur de fin de course	L'excès de matériau	Comparaison entre deux images
[30]	Imprimante 3D Prusa i3 MK3S	Une Caméra	Le cordage	Réseau de neurones à convolution profonde (DCNN)
[39]	SLM de la poudre d'acier inoxydable	Oscilloscope Lecroy HDO4104, un capteur à réseau de Bragg à fibre FBG	Porosité	Détection acoustique + SCNN
[42]	Toutes les imprimantes	Visuel C++	Rugosité	Méthode analytique
[41]	Dépôt d'énergie direct	Caméra + laser	Porosité	Rayons X
[31]	Dépôt d'énergie direct	La sonde optique, Smart Optical Monitoring	Porosité	La sonde optique

		System (SOMS) et un spectromètre		
[45]	FDM	Les capteurs	Défauts de machine	Détection acoustique + description des données (SVDD).
[36]	Fusion sur lit de poudre	Une Caméra	Porosité	Classificateur bayésien
[46]	Fusion par faisceau d'électrons (EBM)	2 Capteurs, oscillateur.	Surdosage ou un sous- dosage	Description des données (SVDD).
[33]	Fusion par lit de poudre	EOS M290, processeur i7- 4770 à 4,00 GHz ; l'ordinateur d'analyse dispose de 32 Go de RAM installée.	Détection d'emplace- ment de défauts	Traitement d'images
[34]	laser-based additive manufacturing	Une Caméra	Porosité	Traitement d'images
[38]	Fusion par lit de poudre	Machine de FA hybride, caméras infrarouges	Les défauts entre les couches	Traitement d'images +modèle MDP (Markov Decision Process)
[44]	SLM	Microphone 3780C1 PCB+ système d'acquisition de données SIRUSm.	Les fissures	Les signaux acoustiques+la méthode intelligente DBN (deep belief networks)
[48]	FDM (le modèle E5 Engine)	Capteur de signal acoustique +ABS	Défauts de machine	Les signaux acoustiques +SVM (Support Vector Machine)

[47]	Dépôt d'énergie dirigée (DED)	Capteur de signal acoustique + poudre métallique	La perturbation de flux de poudre métalliques.	Comparaison entre les émissions acoustiques et le modèle mathématique.
[21]	Dépôt d'énergie dirigée (DED)	Controlleur GPC + pyromètre + poudre métallique	La perturbation de la température	Contrôle de puissance du laser.
[37]	SLM	Caméra bolométrique	Les irrégularités et les déviations	Comparaison avec les différents résultats avec les valeurs de référence.
[43]	Dépôt d'énergie dirigée (DED)	Photodiode, pyromètre, caméra CCD	La qualité de pièce fabriquée.	Comparaison entre le signal de température du bain de fusion et le signal de puissance laser.

2.4 Équations de base

Dans la section suivante, les équations de base correspondantes sont présentées. Les équations utilisées sont liées aux phénomènes thermiques et mécaniques. Tout d'abord, il en commence par l'équation générale de mouvement :

Équation de mouvement

$$\frac{\partial}{\partial t} \left(\rho \frac{dV}{dt} \right) + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v} V) = \rho \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} + \rho \mathbf{g} \cdot \mathbf{v} + \rho \mathbf{p} \cdot \mathbf{v}$$

↓
↓
↓
↓
↓

(1)
(2)
(3)
(4)
(5)

- (1) Taux d'accumulation de la quantité de mouvement par unité de volume.
- (2) Taux de transfert de la quantité de mouvement par écoulement par unité de volume.
- (3) Taux de transfert de la quantité de mouvement moléculaire par unité de volume.
- (4) Forces de pression par unité de volume.
- (5) Forces de gravité par unité de volume.

Pour un fluide compressible (ρ est constant dans le temps et l'espace)

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v}) \quad (6)$$

Équation de continuité pour un fluide incompressible est : $\nabla \cdot \mathbf{v} = 0$ (7)

Pour le processus de fusion par filament fondu : Selon David Rosen et al. [49], la largeur attendue W du filament déposé le long du segment est calculée à partir d'un équilibre de masse entre la quantité de matériau qui est amenée à l'extrudeuse et celle qui est déposée dans la zone d'impression à travers la buse.

La largeur W est calculée par l'équation suivante : $W = \frac{D^2 \rho v}{t}$ (8)

Avec :

- d est la distance de déplacement de l'extrudeuse et de la buse entre le point de départ et le point final.
- E est la longueur de filament à extruder.
- D représente le diamètre du filament avant extrusion.
- t est l'épaisseur de couche.

Fusion par laser : Selon Stéphane Gorsse, les principaux paramètres de traitement sont la puissance du laser (P), la taille du faisceau laser (D) et la vitesse de balayage du laser (V) et des paramètres combinés tels que l'énergie effective par unité de surface E (J/mm²) et la densité de dépôt de poudre PDD (g/mm²) [50].

$$E = \frac{P}{D \cdot V}, \quad (9)$$

$$PDD = \frac{R}{D_N}, \quad (10)$$

Où R est le taux d'alimentation en poudre (g/min) et D_N est le diamètre de la buse. L'énergie délivrée par le laser dans une couche est estimée à partir du temps de construction et de la puissance effective du laser.

$$E_{eff} = \frac{P \cdot \alpha}{A \cdot h}, \quad (11)$$

Où P est la puissance du laser, α l'absorbance effective du laser, A l'aire de la couche, h la distance de hachure et L la distance de laser.

Le diamètre du spot, la puissance laser et la nature de la poudre sont les paramètres majeurs du procédé réellement influencé sur le procédé de la fabrication additive.

2.4.1 Analyse thermique

Le modèle de source de chaleur est l'aspect le plus fondamental des processus d'analyse informatique, puisqu'il est le facteur principal dans la prédiction du champ de température pour FA. L'historique de température des composants FA influence la distorsion, le comportement de fatigue des structures et les contraintes résiduelles. C'est pour cela, nous devrions utiliser une source de chaleur appropriée pour prédire la distorsion et la contrainte résiduelle. Pour ça, un modèle est basé sur une équation d'équilibre entre le flux thermique de surface par l'effet laser et la perte due à la conduction, à la convection et au rayonnement [51]. L'équation de transfert de chaleur est exprimée par l'équation suivante [52]:

$$\rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla \cdot (k \nabla T) = q_{laser} - q_{conduction} - q_{convection} - q_{rayonnement} + Q \quad (12)$$

$$\rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla \cdot (k \nabla T) = q_{laser} - h(T - T_{amb}) - \epsilon \sigma (T^4 - T_{amb}^4) + Q \quad (13)$$

Où C_p et ρ sont la capacité thermique spécifique effective et la densité du matériau. T est la température, q est le flux de chaleur, t est le temps, r est la coordonnée de référence relative et Q est le taux de génération de chaleur interne.

La relation constitutive du flux thermique de Fourier est donnée comme suit:

$$q = -k \nabla T \quad (14)$$

Alors que k est la conductivité thermique efficace.

Si la différence de température est élevée, la perte de chaleur due au rayonnement thermique entre les pièces FA et l'environnement devient essentielle. Ce rayonnement a été modélisé par la relation standard de Stefan Boltzman. L'excellente concordance entre les calculs numériques et expérimentaux montre l'importance d'étudier à la fois les phénomènes de conduction et de convection dans

la simulation. Le transfert de chaleur radiative entre les surfaces latérales et supérieures peut être décrit par l'équation suivante ci-dessus [53]:

$$Q_{\text{rad}} = \sigma \epsilon (T_{\text{surf}}^4 - T_{\text{amb}}^4) \quad (15)$$

La perte de chaleur est calculée à partir de la convection par la loi de Newton de refroidissement de chacune donnée par l'équation ci-dessous:

$$Q_{\text{conv}} = h A (T_{\text{surf}} - T_{\text{amb}}) \quad (16)$$

Avec : h est le coefficient de transfert de chaleur convectif, ϵ décrit l'émissivité de la surface, et σ est la constante de Stefan-Boltzmann.

2.4.1.1 Les types de distribution de l'énergie

La distribution de l'énergie est décrite par un modèle de source de chaleur. Le terme source est utilisé dans la simulation thermique, où les paramètres du laser et les conditions du processus déterminent la taille et l'emplacement de la source de chaleur mobile. Les dépendances de l'état et de la température des données du matériau sont prises en compte pour obtenir une description raisonnable de la variation de la température et les propriétés thermophysiques et mécaniques du matériau [54].

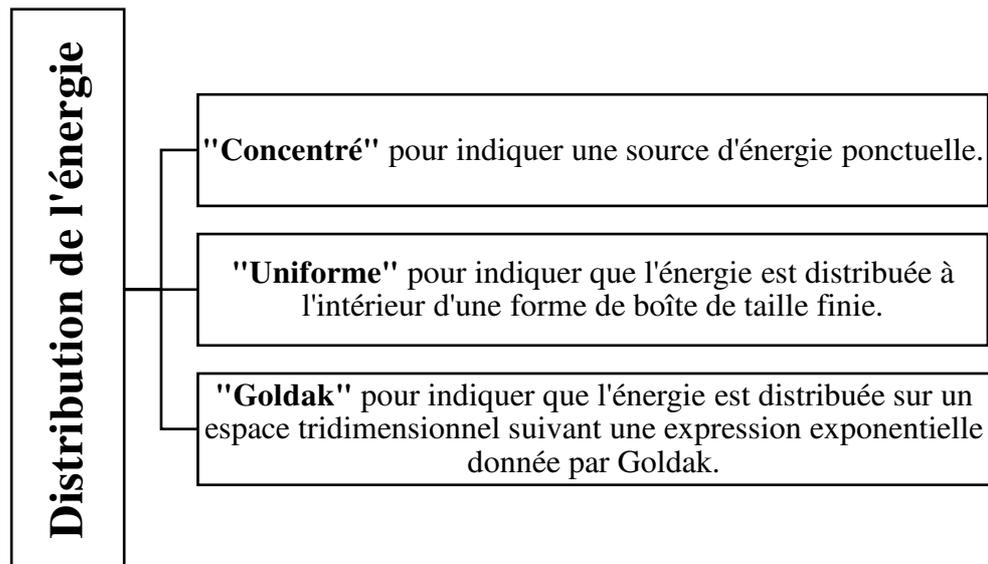


Figure 20 : Les types de distribution d'énergies

La plupart des modèles de sources de chaleur actuelles proviennent de simulations de FA comme présenté dans la Figure 20.

2.4.1.2 Flux thermique de surface uniforme

Le modèle gaussien est fréquemment utilisé pour décrire les caractéristiques de l'apport de chaleur, qui possède des propriétés de mouvement et de haute précision, permettant un champ de température irrégulier avec de forts gradients dans le temps et l'espace [55].

$$q = \frac{Q_0}{\pi r_0^2} \exp\left(-\frac{r^2}{r_0^2}\right) \quad (17)$$

Deux modèles de distribution volumétrique de l'énergie sont généralement utilisés dans FA modèle de corps gaussien rotatif et modèle de Goldak.

2.4.1.3 Modèle de gaussien

Le modèle de corps gaussien rotatif est plus cohérent avec la réalité pour le travail FA à haute énergie et à pénétration profonde, tel que le faisceau d'électrons ou le soudage laser. La densité thermique est:

$$q = \frac{Q_0}{\pi r_0^2} \exp\left(-\frac{r^2}{r_0^2}\right) \exp\left(-\frac{z}{z_0}\right) \quad (18)$$

Où $r_0(y)$ est le rayon de la source de chaleur à z et r rayon actuel à partir du centre de la source de chaleur, Q_0 est l'énergie entrée.

Un modèle mathématique de la source de chaleur du gaussien rotatif avec une distribution incrémentielle de puissance-densité est montré dans Figure 21.

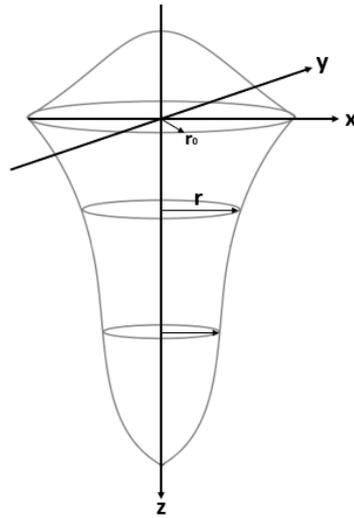


Figure 21 : Le rotatif de Gaussian

2.4.1.4 Modèle de Goldak

Un autre modèle de flux volumétrique proposé par Goldak est un modèle thermique tridimensionnel avec une source de chaleur distribuée. La distribution de la chaleur appliquée est présentée dans la Figure 22. La distribution de la chaleur à l'intérieur de la source de chaleur mobile de Goldak est décrite par les équations suivantes [56] :

$$q = \frac{2\sqrt{3}U_0 I^2 \eta}{\pi \sqrt{3} \sqrt{a_f a_r}} \exp\left(-\frac{3z^2}{4a_f a_r}\right) \exp\left(-\frac{3r^2}{4a_f a_r}\right) \quad (19)$$

$$q = \frac{2\sqrt{3}U_0 I^2 \eta}{\pi \sqrt{3} \sqrt{a_f a_r}} \exp\left(-\frac{3z^2}{4a_f a_r}\right) \exp\left(-\frac{3r^2}{4a_f a_r}\right) \quad (20) \quad \text{si } x < 0$$

Où η est l'efficacité d'impression, U et I sont la tension et le courant d'impression.

Généralement, la somme de la fraction thermique f, entre la chaleur déposée à l'avant a_f et la région arrière, est égale à 2, $a_f + a_r = 2a$ [52].

Les paramètres, leurs valeurs et leurs désignations pour la source de chaleur ellipsoïdale double sont mentionnés dans le Tableau 3.

Tableau 3 : Paramètres du modèle de Goldak

Désignation	Paramètre	Valeur
Largeur du bain de fusion	a	2,0 mm
Profondeur du bain de fusion	b	1,1 mm
Bassin de soudure avant	cf	2,0 mm
Bassin de soudure arrière	cr	2,0 mm
Facteur de chaleur avant	ff	1,0
Facteur de chaleur arrière	fr	1,0
Constante d'exposant	n	1,0
Taille du spot du faisceau laser	D	4 mm
Énergie du bain de soudure	Q	2000 W
Vitesse de balayage laser	v	10,6 mm/s

La distribution de la chaleur du modèle Goldak est illustrée dans Figure 22.

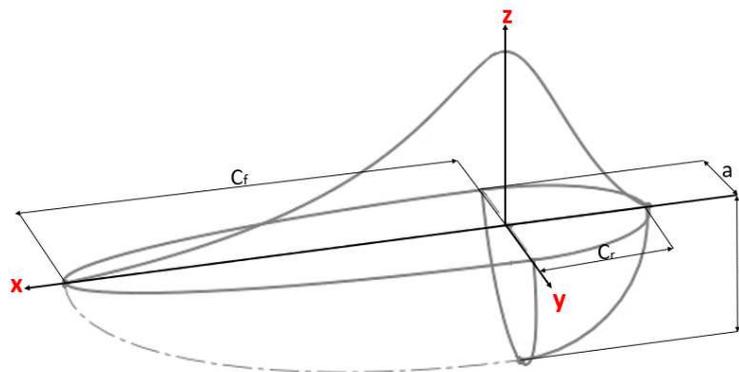


Figure 22 : Distribution du modèle Goldak

Dans l'analyse thermique, la partie de l'énergie générée par la source laser qui est perdue avant d'être absorbée par le matériau a été négligée.

2.4.2 Analyse structurelle

La modélisation mécanique est basée sur les équations fondamentales des environnements continus qui contrôlent la déformation et la transformation du

matériau, telles que l'équation d'équilibre dynamique, les équations de la loi de comportement et l'équation de conservation de la masse. Les forces internes dans le processus de FA définissent les contraintes résiduelles. Par conséquent, la déformation dans la FA est déterminée par des causes permanentes liées par les contraintes résiduelles et par des causes temporaires liées à la dilatation thermique. L'analyse mécanique consiste à utiliser la combinaison thermo-élastique plastique avec le critère d'élasticité de Von-Mises [57], qui est défini dans l'équation suivante :

$$\sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_1 - \sigma_2)^2 + \frac{1}{2}(\sigma_2 - \sigma_3)^2 + \frac{1}{2}(\sigma_3 - \sigma_1)^2} = \sigma_y \quad (21)$$

Où σ_1 , σ_2 et σ_3 sont les principales contraintes.

La relation générale de l'équilibre des contraintes mécaniques pour un corps s'écrit comme suit:

$$\text{div} \sigma + f = 0, \quad (22)$$

Où σ est le tenseur de contrainte.

La contrainte dépend de la déformation à travers le tenseur de rigidité C. La loi mécanique constitutive est:

$$\sigma = C \epsilon \quad (23)$$

Où ϵ est la déformation et C est le tenseur de rigidité du matériau.

Le calcul des déformations thermiques est montré dans l'équation ci-dessus, où α est le coefficient de dilatation thermique.

$$\epsilon_{\text{thermale}} = \alpha(T - T_{\text{ref}}) \quad (24)$$

Le changement de température dans une simulation FA reflète une dilatation thermique dans l'analyse mécanique, qui est la charge externe dans le modèle [58]. Les déformations thermiques causées par les gradients de température induisent des déformations élastiques et plastiques supplémentaires, où la déformation totale est:

$$\sigma_{total} = \sigma_{plastic} + \sigma_{elastic} + \sigma_V + \sigma_{thermal} \quad (25)$$

Dans tous les cas, les principes de base de la conservation de la masse, de la quantité de mouvement et de l'énergie doivent être respectés :

$$\underbrace{\frac{\rho}{\rho} + v_x \frac{\rho}{\rho} + v_y \frac{\rho}{\rho} + v_z \frac{\rho}{\rho}}_{(v. \text{??})} = - \underbrace{\left(\frac{\sigma_{xx}}{\rho} + \frac{\sigma_{yy}}{\rho} + \frac{\sigma_{zz}}{\rho} \right)}_{\text{??}} \quad (26)$$

$$\frac{\rho}{\rho} \frac{d}{dt} \left(\frac{\rho}{\rho} \right) = - \frac{\sigma_{xx}}{\rho} - \frac{\sigma_{yy}}{\rho} - \frac{\sigma_{zz}}{\rho} \quad (26)$$

2.5 Synthèse

Cette étude bibliographique permet de présenter des informations générales sur la fabrication additive et d'examiner plus spécifiquement les procédés DED et FDM.

Dans la section 2.1 de cette étude, sept technologies de fabrication additive ont été présentées et comparées. Après avoir compris les systèmes de FA, la FDM et le DED ont été considérés comme des sujets de recherche pertinents, et ont donc été examinés plus spécifiquement dans la section 2.2. Ensuite, dans la section 2.3, les méthodes de détection de défauts en du FA ont été présentées. Toutefois, pour améliorer les applications industrielles, une meilleure compréhension des phénomènes physiques et de l'influence de certains paramètres de procédé est nécessaire. Pour cela, des formules analytiques ont été proposées dans la section 2.4 pour expliquer le fonctionnement et les phénomènes de la fabrication additive. À partir de ces travaux connexes, la prédiction de défauts est devenue un problème de recherche important et intéressant, qui peut être résolu par l'analyse de données, telles que le traitement d'images à l'aide de Matlab. Dans notre travail, nous chercherons à poursuivre le développement de modèles de prédiction dans le domaine de la fabrication additive.

Dans le chapitre suivant, des modèles numériques ont été développés pour la détection des défauts d'impression dans des imprimantes 3D. Pour cet objectif, un système de vision par ordinateur a été présenté, qui utilise une carte Arduino et une

caméra pour la capture automatique d'images de couches de filaments déposés sur le lit d'impression pour un coût inférieur à 55 \$. La procédure nécessite la modification du fichier de code G d'impression pour inclure une étape d'inspection avant l'impression de chaque nouvelle couche. Pour détecter les défauts dans chaque couche du produit imprimé, des algorithmes d'analyse d'image ont été implémentés dans le logiciel Matlab, ainsi qu'une interface personnalisée sur APP-designer. La présence de défauts d'impression est détectée par comparaison de l'image capturée par la caméra avec une image de référence directement à partir du chemin d'impression du fichier de code G. Néanmoins, une meilleure compréhension des phénomènes physiques qui se produisent lors de la fabrication ainsi que de l'impact de certains paramètres de procédé reste nécessaire pour améliorer les applications industrielles de la fabrication additive. Alors que la capacité de prédire et de contrôler précisément le comportement des matériaux est l'objectif de chaque technologie FA. C'est pour cela, une méthode d'analyse thermique et mécanique couplée séquentiellement a été développée pour prédire la contrainte résiduelle et la déformation pour une pièce construite par la fabrication additive.

CHAPITRE 3 APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES

3.1 Détection de défauts par traitement d'images

De nos jours, l'un des indicateurs de compétitivité du développement du pays est le concept "d'usine intelligente". Parmi la composante de l'industrie 4.0, on peut distinguer les imprimantes tridimensionnelles (3D) également appelées techniques de fabrication additive (FA). La FA permet de produire des pièces de forme irrégulière (3D) avec des géométries complexes et flexibles tout en réduisant la consommation de matériaux et la durée du processus [15].

Divers aspects déterminent la qualité des pièces imprimées comme la rugosité de surface, la précision dimensionnelle, les propriétés mécaniques et la conformité aux spécifications. Les principaux défis de la fabrication additive de polymères sont l'adhérence des polymères [41], le gauchissement [33], la porosité [34], le rétrécissement, l'impression spaghetti et la faible précision dimensionnelle [46]. Ces défauts pourraient entraîner des écarts dimensionnels lors de la comparaison du modèle de conception assistée par ordinateur (CAO 3D) et des pièces imprimées physiques [59]. Parfois, l'impression 3D nécessite plusieurs heures pour imprimer des objets. Par conséquent, il peut ne pas être raisonnable de continuer à imprimer lorsque des distorsions de surface inacceptables se produisent.

Sur la base de cette analyse, selon Paraskevoudis et al. [30], le développement et l'intégration des techniques de détection des erreurs dans les processus d'impression 3D deviennent une étape cruciale. À cet égard, l'analyse documentaire demeure risquée et les méthodes n'ont pas été entièrement testées et risquent toujours de générer de fausses alertes d'erreur [17]. Moradi et al. [60] ont mené des expériences pour tester la charge de dommages, l'épaisseur et le temps de modélisation du traitement 3D. Certains paramètres de processus ont été optimisés comme l'épaisseur de la couche, la température de l'extrudeuse et le pourcentage de remplissage. De toute évidence, la détection des défauts à différentes étapes du processus d'impression, principalement au stade initial, aidera à prendre des mesures correctives en temps opportun et à empêcher l'impression de pièces de mauvaise qualité. La capacité de détecter et de contrôler la microstructure en temps

réel est un grand défi pour la fabrication de produits de haute qualité. La recherche documentaire a révélé certaines techniques de détection [61].

Dans Lungby et al. [62], un système de vision a été mis en place pour la détection automatique des conditions de défaillance dans le FDM. Les modes de défaillance comprennent le gauchissement, le délaminage de la plaque de construction et la défaillance par extrusion. L'efficacité de cette technique informatique a été démontrée. Straub [63] a utilisé un éventail de cinq caméras pour capturer des images de la pièce sous de nombreux angles. Les images ont ensuite été enregistrées et comparées au niveau des pixels aux images de la pièce réelle. Cette méthode de post-fabrication a un potentiel remarquable.

Dans l'étude actuelle, une méthode mesurable pour évaluer la qualité de la couche imprimée, basée sur la méthode de vision par ordinateur, est proposée. Le défaut considéré est la perte ou le dépassement du matériel d'impression. Un prototype à base d'acide polylactique APL est imprimé à l'aide de l'imprimante 3D Ultimaker Cura. Une configuration expérimentale a été mise en œuvre à l'aide du modèle de caméra USB J JOYACCESS 1080P Webcam USB pour obtenir une résolution de prise de vue élevée pendant l'impression. Le système de surveillance contient une carte Arduino. Une gamme de techniques de vision par ordinateur a été appliquée pour quantifier l'erreur de superposition entre la CAO et la capture d'image réelle notamment : technique SSIM, méthode d'erreur quadratique moyenne, technique de corrélation croisée, méthode logique, méthode binaire locale, calcul euclidien avec histogramme, méthode de calcul graphique et méthode de calcul de surface.

Dans ce chapitre, nous étudions les possibilités d'utiliser la vision par ordinateur d'algorithmes et des techniques de traitement d'images pour détecter automatiquement ces erreurs au fur et à mesure qu'elles surviennent. Pour ça, une plateforme de programmation et de calcul numérique utilisée par les ingénieurs et les scientifiques pour analyser des données, développer des algorithmes et créer des modèles [64]. Le modèle de traitement d'image implique une méthode pas à pas qui est utilisé dans la résolution de problèmes de l'impression 3D.

3.1.1 Méthodes de détection utilisées

3.1.1.1 Mise en place expérimentale

Dans ce travail, une imprimante 3D FDM de type Ultimaker 2 Extended + de la société Ultimaker Cura 3D Printers a été utilisée. L'imprimante a quatre buses de taille 0,25 mm, 0,4 mm, 0,6 mm et 0,8 mm avec un diamètre de filament égal à 2,85 mm. Le volume de l'impression est de 357x342x388 mm et le volume du lit de construction est de 223x223x305 mm. Une caméra USB modèle J JOYACCESS 1080P a été installée sur le dessus de l'imprimante afin d'obtenir une détection de défaut. L'appareil photo a une résolution de 2 mégapixels (1920 x 1080) pixel capable d'enregistrer une vidéo à une vitesse de 30 images par seconde.

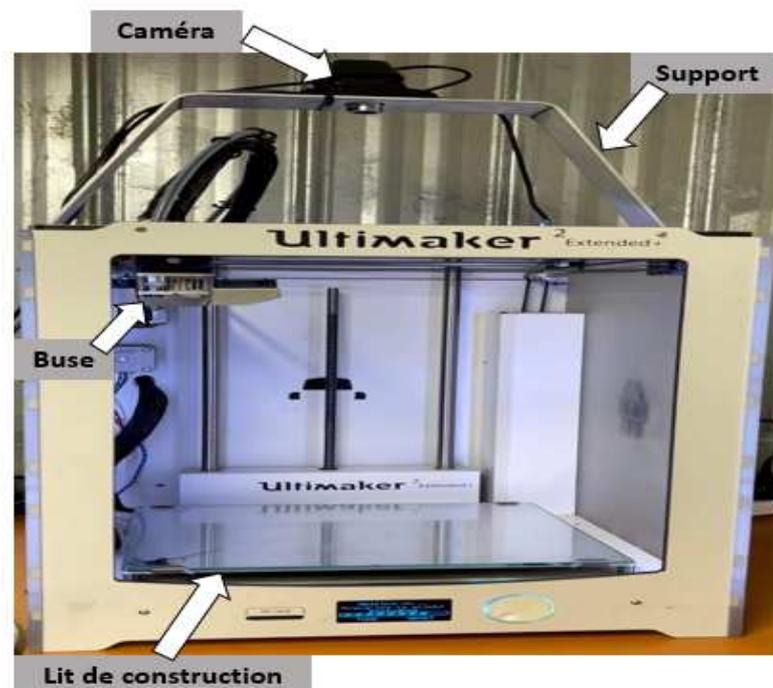


Figure 23 : Ultimaker Cura 3D Printer

La caméra USB a été placée en face de la couche d'impression afin de garantir une vue plane de la couche imprimée. De plus, la position perpendiculaire permet à l'imprimante de fonctionner normalement sans interrompre les mouvements de la tête d'impression, comme la montre la Figure 23. Afin de garder la même distance entre la caméra et la dernière couche, le lit d'impression est abaissé de la même hauteur que l'épaisseur de la couche.

Dans le but de valider le système de surveillance in situ, une pièce test a été imprimée en matériau APL à l'aide d'un filament noir et les paramètres d'impression sont résumés dans le Tableau 4.

Tableau 4 : Tableau de paramètres

Paramètres	Valeur
Température de la buse	205 °C
Température du lit de construction	60 °C
Température de chambre	20 °C
Épaisseur de couche	0,15 mm

3.1.1.2 Méthode de collecte de données

Dans ce travail, une méthodologie a été présentée pour développer et déployer des traitements d'images pour la reconnaissance du défaut. La première étape consiste à enregistrer la vidéo du processus d'impression des objets. Ensuite, cette vidéo est convertie en images. Les images sont normalisées en modifiant leur taille et leur nombre de pixels [65]. La différence entre deux images est calculée en trouvant la différence entre chaque pixel de chaque image, et en générant une image basée sur le résultat. Nous procédons de la manière suivante :

1. Convertir l'image en niveaux de gris.
2. Redimensionnez les images à une taille commune.
3. Trouver la différence entre les 2 images à l'aide de différentes techniques.
4. Générer une image basée sur le résultat.

L'organigramme de détection des défauts lors de la fabrication additive, basée sur l'utilisation de techniques de vision par ordinateur, est illustré par l'organigramme présenté par la Figure 24. Les défauts sont contrôlés pour obtenir la superposition et comparés à la conception assistée par ordinateur (CAO) via des méthodes d'investigation dans APP-designer.

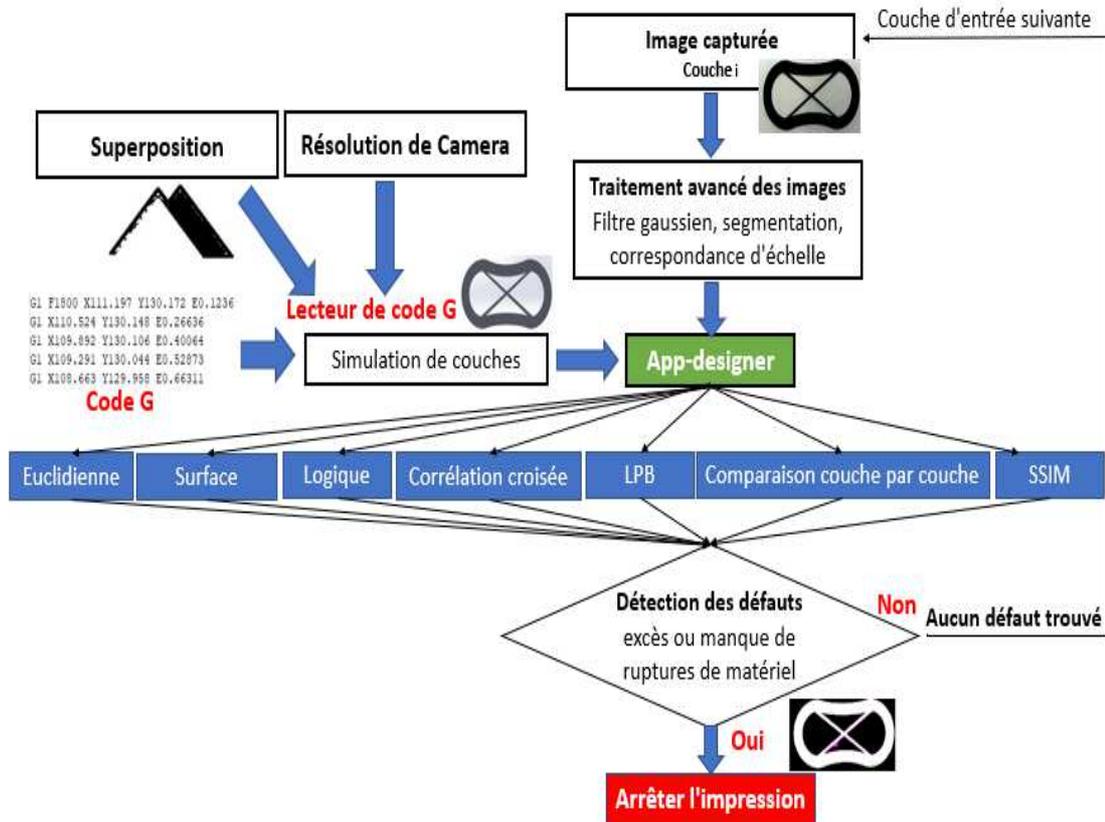


Figure 24 : Organigramme de la méthodologie

3.1.1.3 Principe de fonctionnement

Le script MATLAB importe le fichier G-code ligne par ligne et détecte la fin de chaque couche dans le G-code par la variation de la coordonnée z. Tout d'abord, le filament est rétracté de la buse d'extrusion pour interrompre l'impression. Ensuite, la tête d'impression est déplacée vers la position initiale pour assurer une vue claire de l'appareil photo sur la dernière couche imprimée. Lorsque les extrudeuses sont logées, elles touchent l'interrupteur de fin de course supplémentaire qui envoie la commande à un PC externe pour prendre la photo de la couche avec la caméra USB. Une interface utilisateur spécifique est conçue à l'aide de Matlab App Designer pour afficher les informations sur le processus d'impression en cours et les défauts détectés. L'interface affiche l'image de référence générée à partir du code G, l'image de couche capturée par la caméra USB et la différence entre les deux résultats. Ensuite, la tête d'impression est à nouveau déplacée sur la couche

imprimée jusqu'à l'emplacement où le chemin d'impression de la couche suivante commence dans le fichier de code G. Le filament est à nouveau alimenté dans la buse et l'impression reprend avec les mêmes lignes et instructions du code G standard jusqu'à la fin de la couche suivante.

3.1.2 Essais de comparaison préliminaire

3.1.2.1 Langage triangulaire standard (STL)

Les modèles 3D doivent d'abord être découpés en couches, car l'imprimante 3D imprime le modèle couche par couche. L'algorithme de découpage joue un rôle très important dans le processus d'impression 3D. Tout d'abord, le découpage uniforme est utilisé pour obtenir les données de toutes les couches. Puis on compare le temps d'exécution par les différents intervalles de découpe du plan z. La technique de découpage la plus courante consiste à produire des données de contour à partir de fichiers STL (Standard Triangle Language). Un fichier STL est devenu une norme standard dans la FA, il permet d'approximer les surfaces d'un objet [66]. La procédure de tranchage est un élément important lors des étapes d'impression 3D qui est utilisée pour générer des trajectoires d'outils, pour le dépôt couche par couche requise par le processus de fabrication. La méthode de tranchage affecte non seulement la précision des pièces imprimées en 3D, mais aussi l'efficacité de la production. La conversion de STL vers le code-g est illustrée dans la Figure 25.

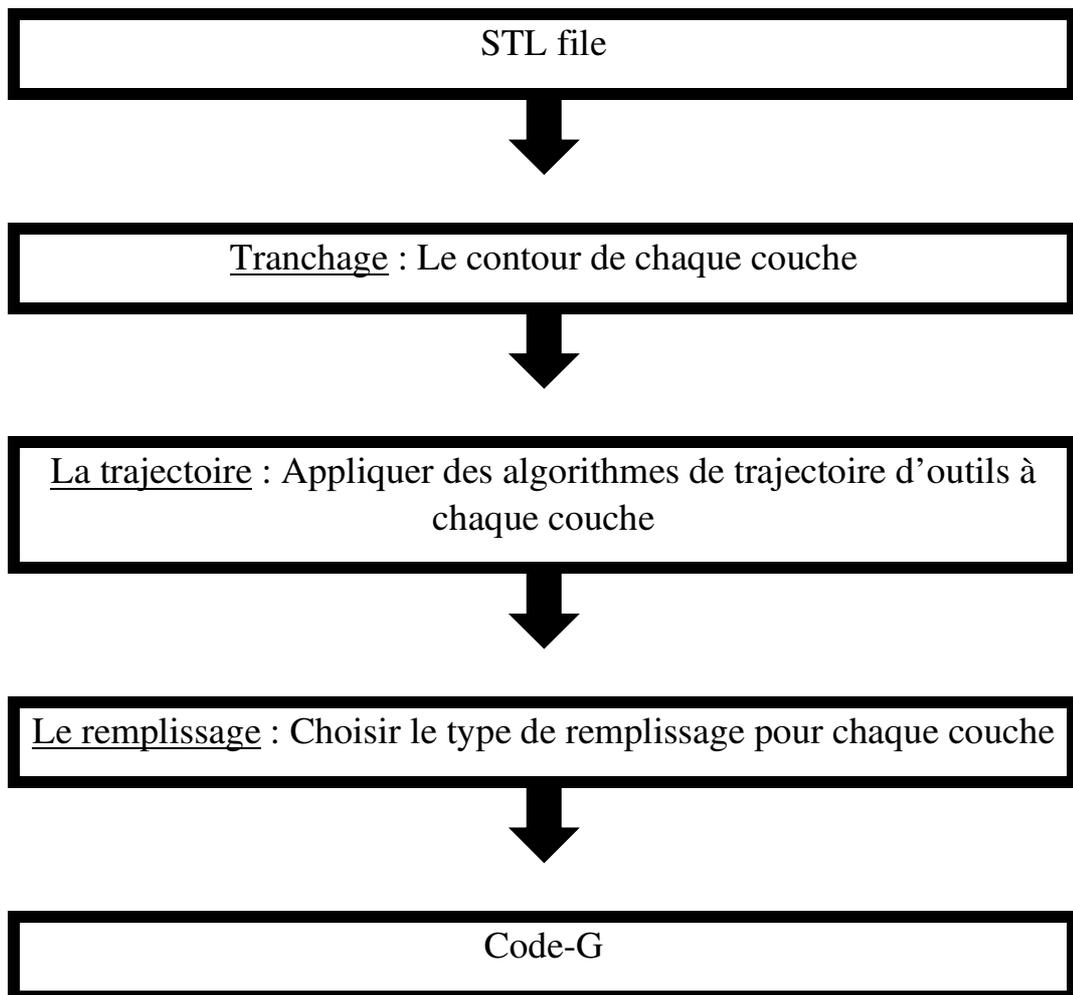


Figure 25 : Organigramme de conversion de STL vers le Code G

3.1.2.2 Code-G

La solution du dilemme de comment indiquer à l'imprimante la manière de créer un objet spécifique, a été développée par un modèle numérique, comme le code-g.

Le code G est le langage de programmation le plus utilisé pour les imprimantes 3D. Les mêmes commandes code-G peuvent avoir des significations différentes pour différents types de machines CNC. Pour cela, cette section se concentre sur le code G utilisé dans l'impression 3D.

Le cœur de simulation de code-G traite principalement les instructions G1 (mouvement linéaire), qui contiennent des informations sur les coordonnées X, Y et Z vers lesquelles la tête d'impression et la table de construction vont se déplacer

[67]. En outre, ce code contient des informations sur la vitesse de déplacement (F) pour ces coordonnées, qui sont spécifiées comme la vitesse de déplacement souhaitée en mm/min. Les informations sur le matériau extrudé, en millimètres de matériau extrudé le long de la trajectoire, sont données dans la commande G1, désigné par E. Grâce au paramètre E, le code-G permet d'interrompre l'extrudeur. La ligne suivante montre la structure des commandes G1 : G1 F800 X50 Y20 E50.

3.1.2.3 Essais

Plusieurs essais ont été implémentés pour vérifier l'efficacité des algorithmes utilisés :

On simule le programme qui affiche les deux figures suivantes et la différence entre eux.



Figure 26 : Le résultat de différence dans l'image(b) entre l'image de code(a) et l'image réelle(c)

Comme il est montré dans cette Figure 26 , il y a une différence entre l'image de G-code et l'image réelle.

3.1.2.4 Distorsion

La distorsion est une déviation de la projection rectiligne, une projection dans laquelle les lignes droites d'une scène restent droites dans une image. Il s'agit d'une forme d'aberration optique [68]. On calcule la distorsion selon la norme ISO 903911 qui définit les méthodes de mesure d'un objectif séparé d'une caméra comme illustrées dans la Figure 27 [69].

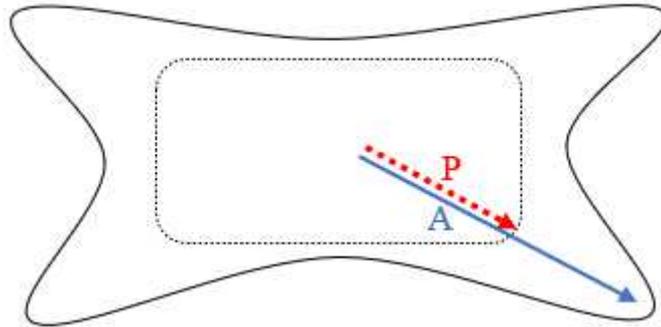


Figure 27 : Calcul de la distorsion

La distorsion est calculée par le rapport de la distance réelle (A) à la distance prédite (P) de l'image à l'aide de l'équation suivante : $D (\%) = \frac{A - P}{P} \times 100$. (22)

Le modèle de distorsion le plus utilisé est le modèle polynomial d'ordre pair. Si le centre de distorsion est l'origine de l'image déformée, donc le modèle polynomial d'ordre pair est utilisé:

$$X_u = x_d (1 + \alpha_1 r_d^2 + \alpha_2 r_d^4 + \alpha_3 r_d^6 + \dots). \quad (28)$$

$$Y_u = y_d (1 + \alpha_1 r_d^2 + \alpha_2 r_d^4 + \alpha_3 r_d^6 + \dots). \quad (29)$$

Avec :

(X_u, Y_u) est la coordonnée d'un point dans l'image sans distorsion.

(x_d, y_d) est la coordonnée d'un point dans l'image avec distorsion.

(x_0, y_0) est le centre de la distorsion.

α_i est le coefficient de distorsion pour chaque point dans l'image.

r_d est la distance euclidienne du point déformé par rapport au centre de distorsion :

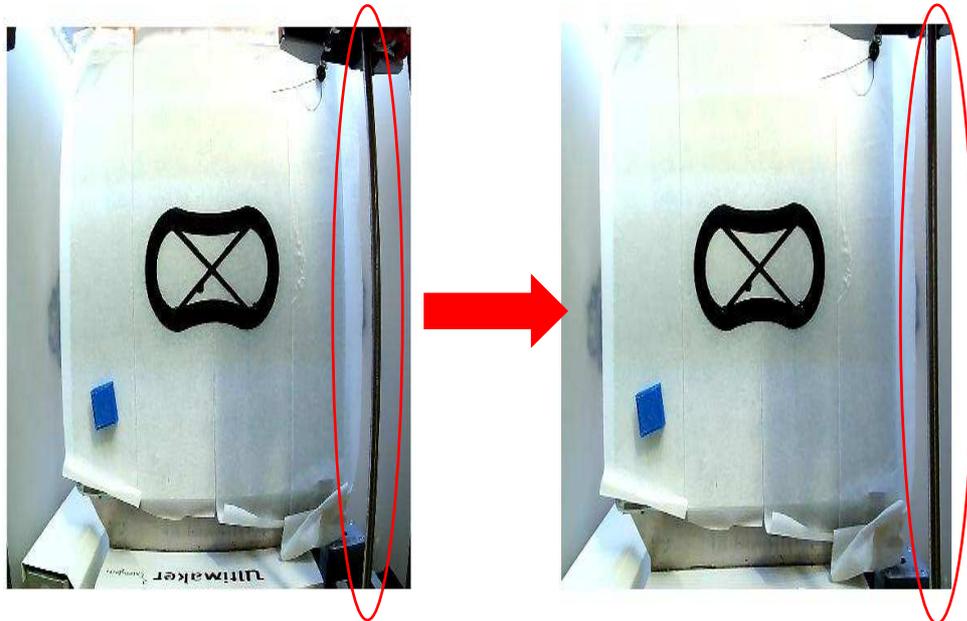
$$r_d^2 = (x_d - x_0)^2 + (y_d - y_0)^2$$

Mais lorsque le centre de distorsion n'est pas l'origine, le modèle est écrit comme suit:

$$X_u = x_0 + \frac{\alpha_1 x_d y_d (x_d^2 + y_d^2)}{1 + \alpha_1 r_d^2 + \alpha_2 r_d^4 + \alpha_3 r_d^6 + \dots}. \quad (30)$$

$$Y_u = y_0 + \frac{\alpha_1 x_d y_d (x_d^2 + y_d^2)}{1 + \alpha_1 r_d^2 + \alpha_2 r_d^4 + \alpha_3 r_d^6 + \dots}. \quad (31)$$

Application sur le modèle réel



(a) Image distordue

(b) Image non distordue

Figure 28 : Élimination de distorsion

Dans la Figure 28, l'image originale de la pièce est dégradée par différentes distorsions, l'algorithme permet de supprimer cette distorsion. La motivation de ce chapitre est de concevoir une mesure appropriée pour certaines caractéristiques, en particulier les structures d'image et la luminance, et de développer une nouvelle métrique pour calculer la différence entre les images.

3.1.3 Méthodes de détection de défaillances

Une vaste gamme de techniques de traitement d'images est disponible afin de réduire le temps, la complexité et le coût de l'évaluation de la qualité des images. L'objectif est d'obtenir la précision optimale des techniques de détection des défauts. On peut distinguer la méthode graphique, la méthode de calcul des similitudes, la méthode d'erreur quadratique moyenne, la méthode logique, la technique de corrélation croisée, le calcul euclidien avec histogramme, la méthode du motif binaire local et la méthode de calcul de la surface. Toutes ces techniques sont détaillées et examinées dans la section suivante.

3.1.3.1 Méthode graphique

La méthode graphique est une opération sur les pixels dans laquelle l'image de sortie est une fonction des valeurs de l'échelle de gris du pixel à la position correspondante dans l'entrée. Le principe est de comparer pixel par pixel qui ont la même position de deux images.

3.1.3.2 Méthode de calcul de Similarités (SSIM)

Dans cette méthode, le système sépare la tâche de mesure de similarité en trois comparaisons : luminance, contraste et structure [61]. L'indice d'évaluation de la qualité de l'indice de similarité structurelle (SSIM) est basé sur le calcul de trois termes :

- Luminance.
- Contraste.
- Structurel.

$$SIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (32)$$

$$SSIM(x,y)=[l(x,y)]^\alpha \cdot [c(x,y)]^\beta \cdot [s(x,y)]^\gamma \quad (33)$$

$$l(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, c(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, s(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (34)$$

Avec :

- μ_x, μ_y représentent les moyennes locales pour les images x, y.
- σ_x, σ_y sont les écarts types pour les images x, y.
- σ_{xy} est la covariance croisée pour les images x, y.

3.1.3.3 Erreur quadratique moyenne

Depuis plus de 50 ans, l'erreur quadratique moyenne (EQM) est la principale mesure de performance quantitative dans le domaine du traitement d'images et du traitement du signal [70]. Il reste le critère standard pour l'évaluation de la qualité et de la fidélité du signal. C'est la méthode de choix pour comparer des méthodes et des systèmes de traitement d'images concurrents [71].

On suppose que l'image de référence est le signal $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, tandis que l'image de réelle est le signal $y = \{y_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, où N est le nombre total

de pixels, x_i et y_i sont les valeurs des i èmes échantillons dans x et y , respectivement. On peut définir l'erreur quadratique moyenne EQM par la formule suivante [72] :

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (35)$$

Dans la littérature sur le traitement de l'image, l'EQM est souvent convertie en une mesure du rapport signal-bruit de crête (PSNR):

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{L^2}{EQM} \right) \quad (36)$$

Où L est la gamme dynamique des intensités de pixels d'image admissibles.

L'EQM est largement utilisé simplement parce que c'est une convention. Historiquement, cette méthode a été largement employée pour optimiser et évaluer une grande variété d'applications de traitement du signal et de traitement d'images, notamment la conception de filtres, la comparaison de signaux, le débruitage et la classification.

3.1.3.4 Méthode logique

Parmi les techniques de calcul de différence est la méthode logique. Cette méthode nous permet de vérifier dès le début, s'il y a une différence ou non pour ne perdre pas du temps.

Dans cette méthode, on calcule la différence entre deux images donc :

- Si on trouve une différence entre les images, le résultat s'affiche '0'.
- Si les deux images sont similaires, le résultat s'affiche '1'.

3.1.3.5 Technique de corrélation croisée

Cette méthode décrite par le système de reconnaissance de défauts mis en œuvre en utilisant la technique de corrélation de phase dans l'environnement Matlab. La corrélation de phase est calculée en utilisant le spectre de puissance croisée normalisé entre l'image parfaite de CAO et l'image réelle du modèle pour trouver l'emplacement de défauts [73].

La corrélation croisée mesure la similarité entre l'image x et l'image y . Le cadre théorique de l'analyse de corrélation croisée consiste en un ensemble de modèles et

À ce stade, l'image est tout simplement lue dans le logiciel MATLAB, et les données d'image sont actuellement au format RGB. Ensuite, convertissez l'image en niveaux de gris. Après conversion de l'image en niveaux de gris, l'intensité varie de 0 à 255. On applique ensuite la distance euclidienne pour calculer la distance entre le pixel qui a la valeur '0' avec le plus proche pixel qui a la valeur '1' comme il est montré dans la Figure 30 :

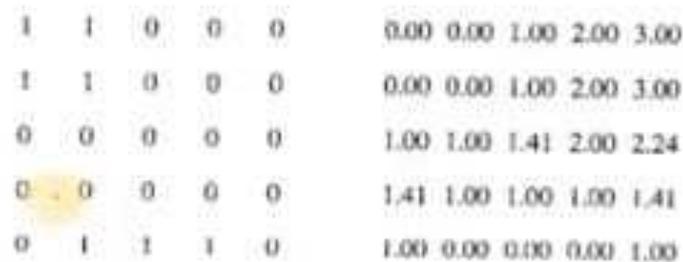


Figure 30 : Calcul de distance euclidienne

Le calcul de distance euclidienne se fait à l'aide de la formule suivante :

$$D(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (38)$$

Avec i et j sont les positions de pixel dans l'image de référence et l'image réelle respectivement. Après le calcul euclidien, on obtient deux matrices : un pour l'image réelle et l'autre pour l'image de référence. Et finalement on fait la soustraction entre eux pour trouver la différence entre les deux images.

3.1.3.7 Méthode du motif binaire local (LBP)

Les motifs binaires locaux (LBP) sont un type d'opérateur de description de texture, qui a une forte capacité à décrire la texture de l'image, une forte capacité de classification, une grande efficacité de calcul et une invariance aux changements monotones de niveaux de gris [77].

Les motifs binaires locaux (LBP) sont une méthode non paramétrique, qui résume efficacement les structures locales de l'image en comparant chaque caractéristique de l'objet avec ses caractéristiques voisines. La texture des objets dans les images numériques est une propriété importante utilisée dans de nombreuses applications de vision d'images telles que la reconnaissance des visages, la classification des

objets et la segmentation. On peut dire que la texture est un élément essentiel de l'image qui peut être caractérisée par une distribution spatiale de l'intensité de couleur.

Le modèle binaire local (LBP) a été introduit par Ojala pour décrire les textures 2D dans les images fixes par la comparaison de valeur de pixel centrale de l'image avec les 8 pixels voisins [78].

On suppose que la matrice de l'image utilisée est représentée dans la Figure 31 :

255	70	130	121	13	65
65	90	127	200	40	212
112	135	54	30	37	240
123	200	50	97	105	165
144	166	189	171	23	35
188	12	27	36	190	200

Figure 31 : Matrice d'une image

Dans la méthode du 'Local Binary Pattern', on considère les dimensions 3×3 du bloc de pixels d'une image. Toutes les valeurs de pixels telles que les pixels proches dans le sous-bloc sont comparés au seuil par la valeur de pixel qui est situé au centre du voisinage. Le pixel central est comparé à chaque voisin, en commençant par le coin supérieur gauche. Si la valeur de pixel supérieur ou égale la valeur de pixel central donc on écrit '1' si non le résultat égal à 0. □ LBP égal à :

1. 1 si voisin \geq centre
2. 0 si voisin $<$ centre

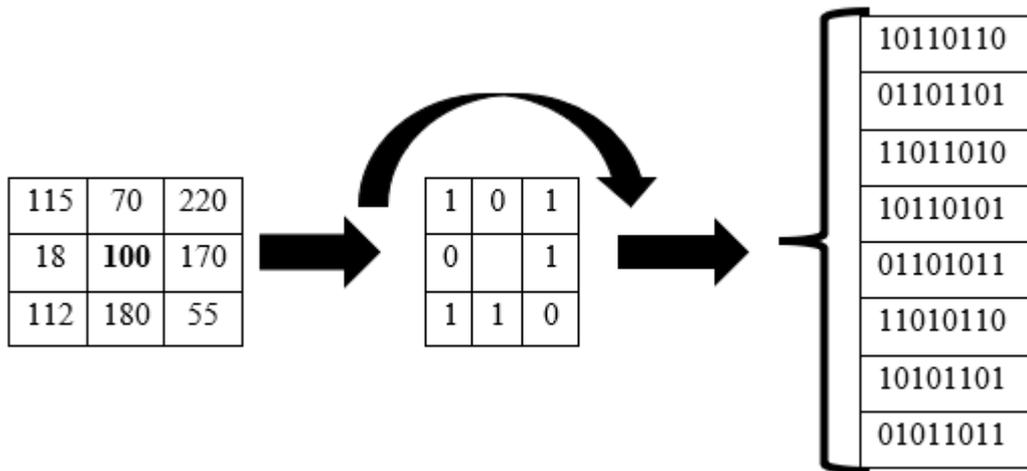


Figure 32 : Méthode de calcul de LBP

Le processus d'application de l'opérateur LBP est illustré à la Figure 32. Dans une image, la valeur de gris de chaque pixel de l'image est utilisée comme seuil. Le résultat est un code binaire de 8 bits pour cela, afin d'attribuer une quantité singulière à chaque sous-bloc, le nombre binaire doit être obtenu par la rotation dans le sens des aiguilles d'une montre. Le résultat de la transformation constitue un nombre binaire de 8 bits, qui est doit être convertir en valeur décimale. Finalement, pour obtenir une image de réponse LBP, il faut choisir la valeur décimale minimale possible de chaque sous-bloc.

3.1.3.8 Méthode de calcul de surface

Tout d'abord, MATLAB ne sait pas quelle est la longueur d'un centimètre. Pour MATLAB, une image est juste constituée de pixels. La méthode de calcul de surface consiste à calculer les dimensions des défauts en convertissant les pixels en dimensions réelles de la pièce.

3.1.4 Interface graphique

App Designer est la nouvelle plateforme de création d'applications de MATLAB qui a été introduite dans la version R2016a. Avec App Designer, les tâches de conception de la présentation des figures et de la programmation sont intégrées dans le même environnement. Au lieu d'utiliser l'outil GUIDE pour les composants graphiques et l'éditeur MATLAB pour programmer et contrôler l'interface

graphique. Dans la version R2018a Matlab, App Designer prend en charge la quasi-totalité des visualisations 2D et 3D de Matlab [79]. Cet éditeur de code est capable de créer des applications volumineuses. Ce qui facilite la programmation des callbacks et le partage des données entre les différentes parties de l'application d'une manière moins sujette aux erreurs que l'interface de GUIDE. De manière plus significative, le support graphique, le code généré, l'accès aux composants, le codage des callbacks et le composant de traçage sont différents.

MATLAB App Designer avec l'extension mlapp fournit deux vues distinctes :

1. La vue de conception : Ici, vous pouvez créer l'interface utilisateur de l'application en faisant glisser et en déposant des composants à partir de diverses options disponibles.
2. Vue du code : Dans cette vue, vous pouvez ajouter des callbacks aux composants que vous avez ajoutés à l'interface utilisateur de l'application.

3.2 Prédiction des défauts de distorsion par simulation numérique

3.2.1 Généralités

Au cours des dernières années, la fabrication additive (FA) de métaux a connu une croissance rapide dans divers secteurs industriels tels que l'aérospatiale, l'outillage et les applications biomédicales [80]. Les défauts rencontrés dans les pièces obtenues par technologie de Dépôt d'Énergie Dirigée (DED) causent le rejet de ces dernières. La technique DED fait partie aujourd'hui d'une industrie de fabrication additive (FA) comprenant sept catégories différentes. La FA est un procédé pour fabriquer une pièce couche par couche à partir d'un modèle de conception assistée par ordinateur (CAO) [38]. Il est alors possible d'obtenir, à travers ce procédé, des géométries personnalisées et des formes complexes à moindre coût. Toutefois, la technologie DED est confrontée à des problèmes de contrôle des défauts, de microstructure, de contraintes résiduelles et de déformations dans la pièce. En raison de l'utilisation d'un laser comme source d'énergie pour fondre la matière première en poudre et générer un bain de fusion comme décrite dans la Figure 33 . Néanmoins, la technologie DED reste l'un des procédés de fabrication les plus

avancés, permettant l'obtention de pièces métalliques conformes aux spécifications techniques les plus exigeantes.

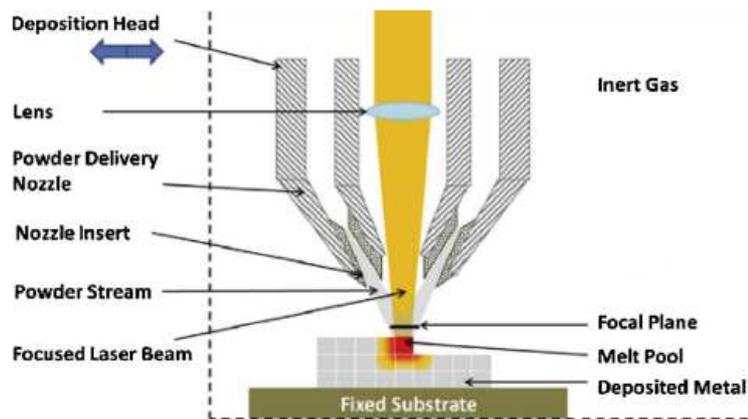


Figure 33 : Phénomène de DED [29]

D'ailleurs, ce procédé est généralement plus réussi lorsqu'elle optimise la qualité des composants en réparant en temps réel quelques défauts, en ajoutant de nouvelles fonctionnalités, et en revêtant des composants à des endroits spécifiques avec des matériaux appropriés aux conditions de fonctionnement de ce composant. Cette technologie utilise la puissance d'un faisceau laser pour produire le bain de fusion dans le matériau d'alimentation sous forme de poudres et de fils métalliques. Bien que certains chercheurs aient mené des essais expérimentaux de procédé DED, ils ont été confrontés à des coûts élevés et des périodes prolongées pour les mettre en place [81]. De plus, les résultats obtenus ne sont pas toujours suffisants pour comprendre la physique qui se produit lors de la fabrication. Par conséquent, l'objectif de chaque technologie FA est de pouvoir prédire et contrôler précisément le comportement des matériaux. Pour se faire, plusieurs approches numériques, expérimentales et analytiques sont utilisées pour détecter, prédire et prévenir les défauts majeurs de ce procédé.

Le contrôle des paramètres ainsi que la gestion des défaillances à ce procédé, tels que : la taille du bain de fusion, la microstructure, la contrainte résiduelle et la distorsion, exigent des géométries de fabrication précises et de bonnes propriétés mécaniques. En effet, pour maîtriser ces paramètres, il est essentiel de mettre en

place d'approches numériques, analytiques et expérimentales permettant leurs prédictions. Par conséquent, la maîtrise d'éventuelles défaillances passe nécessairement par un choix optimal de l'ensemble des paramètres. Ces paramètres caractérisent le matériau, le procédé DED, mais aussi ceux qui représentent les exigences géométriques. La modification de la puissance du laser et de la vitesse de balayage pour améliorer la précision ou la vitesse de dépôt peut également affecter la microstructure des composants déposés. Puisque la recherche des meilleures conditions de dépôt nécessite un compromis entre la vitesse de fabrication, la précision et la microstructure.

L'amélioration de la qualité et de la répétabilité des pièces fabriquées de manière additive est essentielle pour répondre aux exigences élevées de l'industrie. Divers aspects déterminent la qualité des pièces imprimées comme la rugosité de surface, la précision dimensionnelle, les propriétés mécaniques et la conformité aux spécifications. Les principaux défis de la fabrication additive de métaux sont la porosité [34], le rétrécissement, et la faible précision dimensionnelle [46]. Parmi les autres défauts créés pendant l'AM, citons les pores de gaz et les pores de manque de fusion, qui sont menés aux fatigues et de fracture. Les variations de cycles thermiques dans les composants fabriqués de manière additive entraînent la distorsion et les contraintes résiduelles qui peuvent mener à la corrosion, la fissure, la rupture et la fatigue. Ces défauts entraînent des écarts dimensionnels et géométriques entre le modèle source et la pièce réelle imprimée [38], entraînant des pertes financières (temps et matière première) et des défis d'assemblage. Certaines pièces nécessitent plusieurs heures pour les imprimer et il n'est pas raisonnable de continuer à imprimer lorsque, par exemple, des distorsions de surface inacceptables se produisent.

Toutefois, plusieurs types de défaillances sont observées dans ces pièces qui sont dues à des causes liées au matériel, comme la machine et le choix du matériau, ou à des origines logicielles, telles que la configuration des paramètres. Pour ces différentes raisons, de très nombreuses institutions académiques et professionnelles ont contribué à améliorer la qualité et la fiabilité de la fabrication additive [16].

3.2.1.1 Série d'évènements

Dans ce chapitre, des simulations numériques et analyses analytiques de la fiabilité sont mises en place pour détecter et prédire les distorsions d'une pièce obtenue par le procédé DED. La modélisation et simulation sont réalisées à l'aide du logiciel Abaqus, qui est l'un des outils les plus puissants en FA [82]. Avec ce logiciel, il est possible de mener des simulations thermomécaniques couplées incluant l'utilisation adéquate de l'activation progressive des éléments. La définition de chaque couche dans la fabrication additive nécessite de nombreuses étapes discrètes. Au début de chaque étape, les données de la séquence d'évènements d'activation du matériau sont croisées avec la séquence d'évènements d'activation du maillage des éléments finis. Cette combinaison de maillage avec l'amplitude de puissance laser est définie par une série d'évènements avancée en temps et espace exacte. La Figure 34 présente la combinaison de série d'évènements.

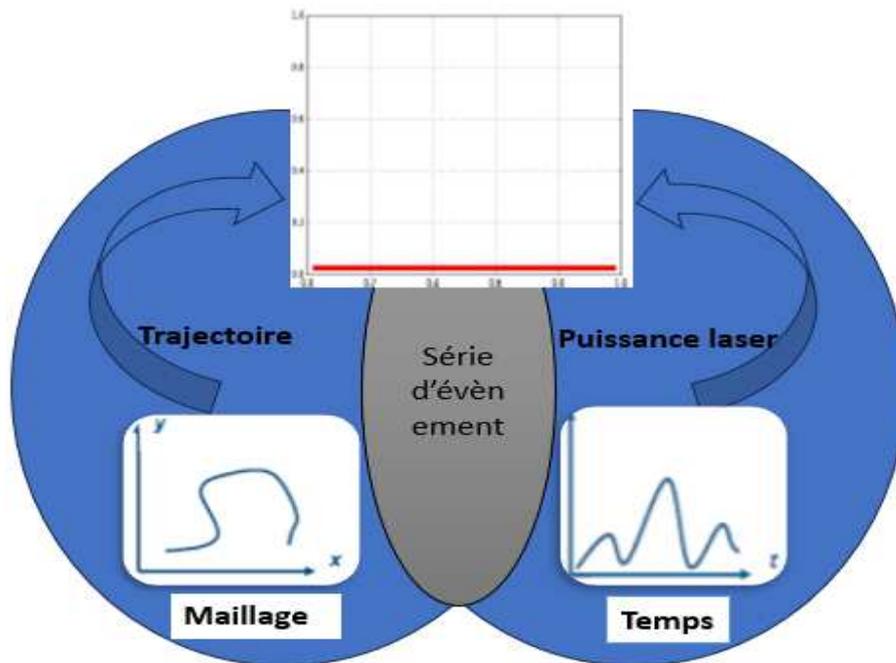


Figure 34 : Combinaison de série d'évènements

On peut également dire que la série d'évènements est le centre de dépôt de matériaux qui est utilisé pour ajouter le flux de chaleur aux éléments dans chaque

incrément. L'organigramme suivant (Figure 35) peut être utilisé pour définir la trajectoire de l'outil pendant l'analyse numérique du procédé DED :

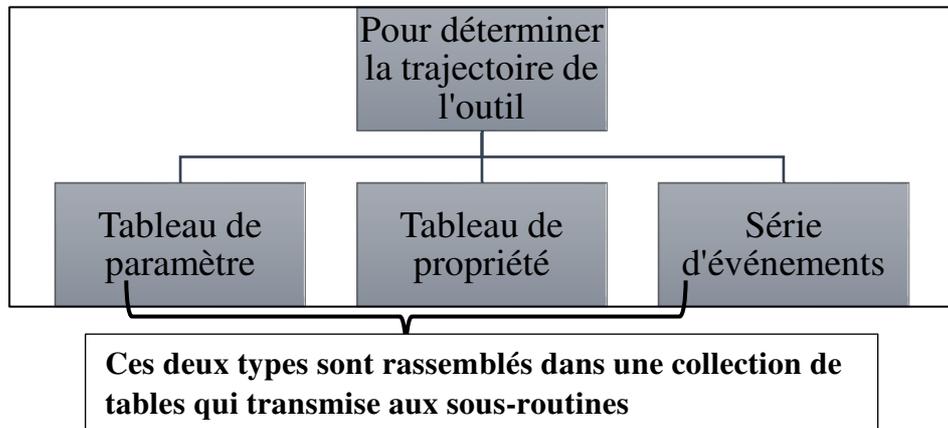


Figure 35 : Hiérarchie de la trajectoire outil

Le tableau de collection rassemble le tableau de paramètre avec le tableau de propriété comme illustré dans la Figure 36.

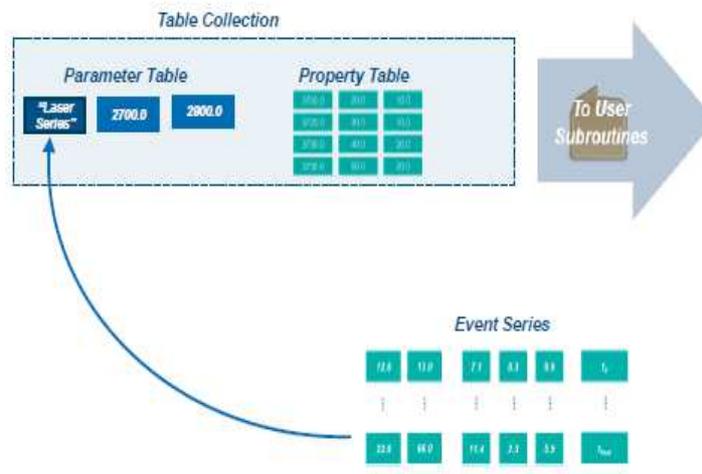


Figure 36 : Tableau de collection

Table de paramètres : est une liste de paramètres spécifiques au processus qui permet de définir le nombre de paramètres et leur type de données (au maximum 8 paramètres). On peut utiliser ce tableau pour définir : les propriétés de matériau, le coefficient de 'FILM', le coefficient d'absorption.

Exemple :

Tableau 5 : Tableau de paramètres

	Nom	Le rayon de spot	Profondeur de laser
Modèle	Chaîne de caractères	Chiffre	Chiffre
Les données	Laser 1	0,20	1,2

3.2.1.2 Activation progressive des éléments

L'activation progressive des éléments peut être utilisée dans une analyse structurelle ou thermique pour activer des éléments à chaque incrément d'une étape. Tout d'abord, il est nécessaire de définir les éléments qui peuvent être activés au cours d'une analyse. Le dépôt est modélisé comme un rectangle se déplaçant dans le plan XY (la hauteur en Z c'est l'épaisseur de couche). Si le rectangle inclut le centroïde d'un élément \square L'élément activé.

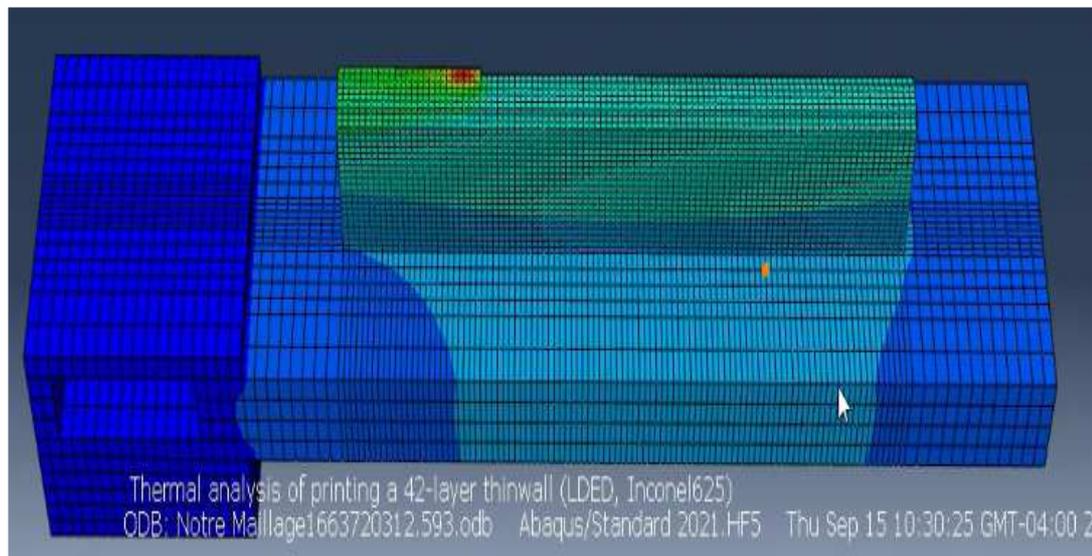


Figure 37 : Activation du matériau

Dans la Figure 37, le laser se déplace le long d'une trajectoire spécifique avec une puissance constante de 2000 W. Les éléments sont activés progressivement, comme illustré dans cette séquence, jusqu'à la fabrication de la pièce.

3.2.2 Modélisation numérique par éléments finis

La simulation par éléments finis présentée dans cet article est une simulation thermomécanique couplée. Dans tous les cas, les simulations numériques nécessitent une grande capacité de calcul en fonction du degré de précision du maillage.

Dans ce travail, la procédure thermomécanique couplée séquentiellement a été utilisée. En outre, une simulation numérique est réalisée à l'aide du procédé de fabrication additive Applications de Dassault System pour prédire les déformations et les déformations résiduelles.

3.2.2.1 Méthodes par éléments finis

Au cours des 15 dernières années, la méthode des éléments finis a été utilisée pour prévoir la distorsion et la contrainte résiduelle pendant l'impression [83]. La simulation par éléments finis est l'outil le plus largement utilisé et le plus acceptable pour le prototypage virtuel [84]. Elle peut également être utilisée pour prédire des paramètres importants tels que la distorsion et les contraintes résiduelles. En outre, le modèle FE peut être utilisé pour étudier l'effet de diverses conditions de processus afin de trouver l'ensemble optimal de paramètres opérationnels. Un programme de calcul pour analyser le champ de température et l'état de déformation lors de la fabrication de l'Inconel 625 est présenté. Ce programme est basé sur le logiciel ABAQUS, utilisant un modèle d'éléments finis thermomécaniques couplés en trois dimensions (3D). Un modèle d'éléments finis a été utilisé pour évaluer les champs transitoires de température et de déformation pendant l'impression des couches. Le problème de conduction thermique est résolu séparément du problème de déformation pour obtenir l'historique de température. Cependant, cette formulation prend en compte la contribution du champ de température transitoire à l'analyse des contraintes. En prenant en compte l'effet de la dilatation thermique, ainsi que les propriétés thermophysiques et mécaniques dépendant de la température [85].

Pour chaque couche élémentaire, l'analyse thermique est effectuée en trois étapes : chauffage, refroidissement et plus de refroidissement. En ce qui concerne les

conditions aux limites mécaniques, tous les nœuds sur la surface du substrat sont fixés dans chaque direction afin de garantir l'absence de déplacement.

3.2.2.2 Description de la géométrie du modèle

Le modèle de la pièce suivante a été choisi pour être simulé sur le logiciel Abaqus comme présenté dans la Figure 38. Notre pièce est composée de trois parties : La Clamp, le substrat et la pièce à fabriquer qui mesurent 6,7 mm de largeur, 101,6 mm de longueur et 38,1 mm de hauteur avec 42 couches où chaque couche est égale à 3,35 mm de largeur et 0,907 mm de hauteur. Le substrat utilisé avait 152,4 mm de longueur, 38,1 mm de largeur et 12,7 mm d'épaisseur. Le clamp est un dispositif de fixation d'une hauteur de 28,6 mm, d'une largeur de 38,1 mm et d'une longueur de 38,1 mm pour mesurer la déformation pendant l'impression.

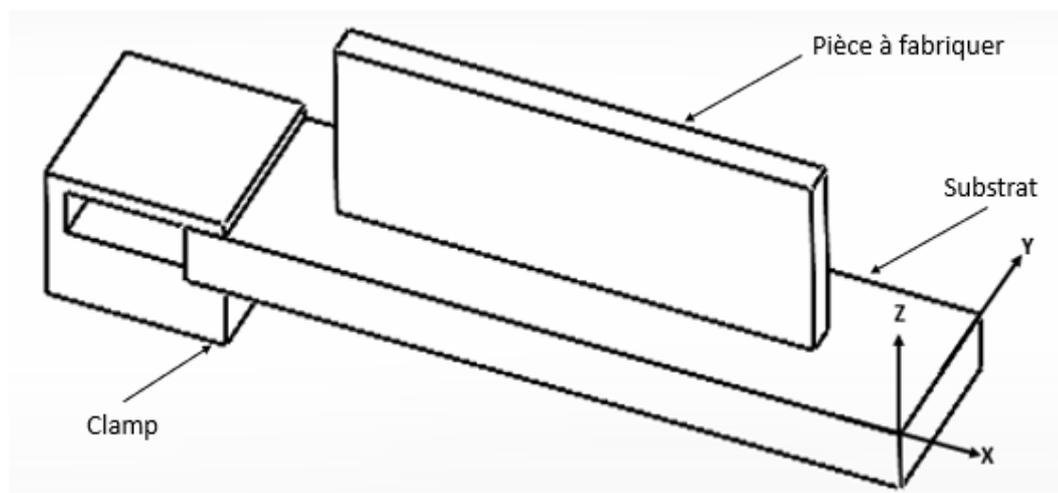


Figure 38 : Modèle de géométrie : Clamp, substrat, pièce à fabriquer

Par trois thermocouples TC1, TC2, TC3 et un capteur de déplacement laser (LDS) sous le substrat avec des distances de 127 mm, 76,2 mm, 25,4 mm et 150 mm de l'axe x et 19,05 mm de l'axe y respectivement pour mesurer la température et la déformation comme décrites dans la Figure 39.

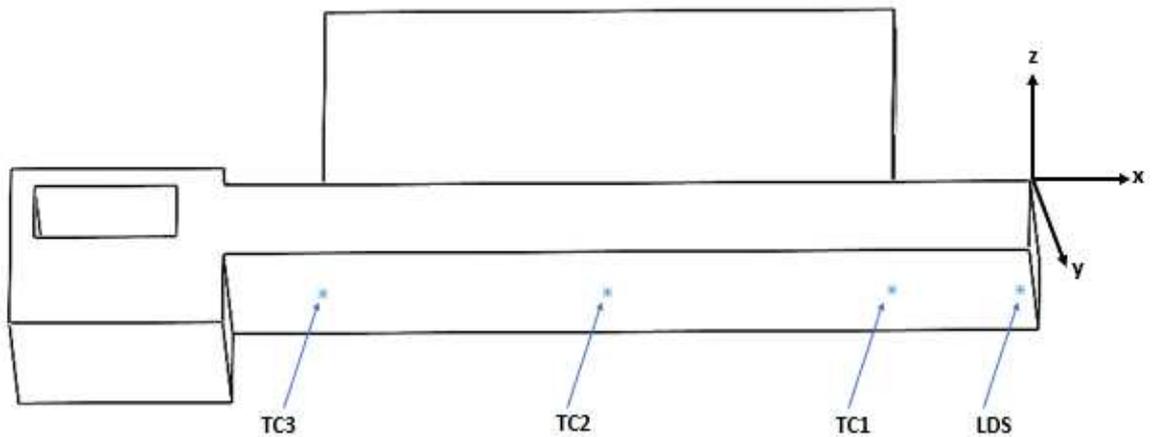


Figure 39 : Position de capteurs

Dunbar et al. ont montré que deux stratégies de balayage différentes conduisent à des accumulations de chaleur différentes, induisant ainsi des résultats différents [85].

La méthode standard d'impression des couches utilisée dans toutes les stratégies est présentée sur la Figure 40. Le trajet du laser est implémenté à l'aide d'une série d'évènements reproduisant le mouvement de la stratégie de balayage laser pour créer 42 couches.

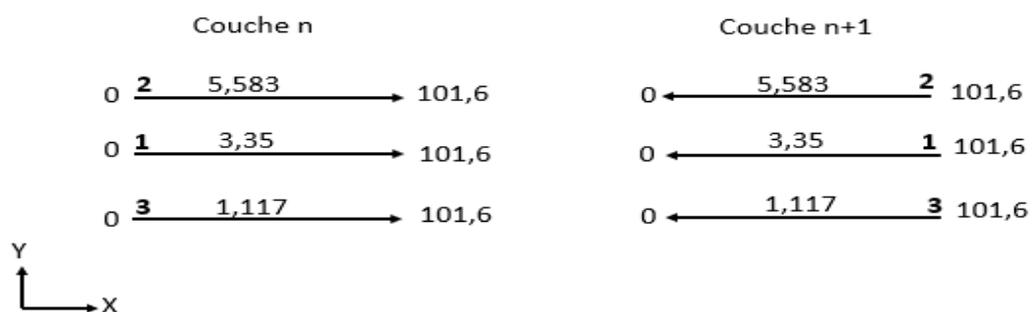


Figure 40 : Trajet du laser pendant la déposition

3.2.2.3 Description du maillage

La Figure 41 montre un maillage d'éléments finis 3D généré par ABAQUS 2022 pour l'analyse thermomécanique d'une pièce FA. Le même maillage est utilisé dans l'analyse structurelle et dans l'analyse thermique. Le maillage contient 55531

nœuds et 46796 éléments hex-8 sélectionnés pour leur précision dans le cas de la déformation plastique par rapport aux éléments tétraédriques [86]. Le volume de l'élément du matériau déposé est de 1 mm x 1 mm x 0,87 mm (longueur×largeur×hauteur). Il s'agit d'un couplage thermomécanique tridimensionnel dans lequel l'analyse thermique libère une énergie laser qui est appliquée au modèle structurel de la pièce. La géométrie du modèle et le maillage sont illustrés dans la Figure 41.

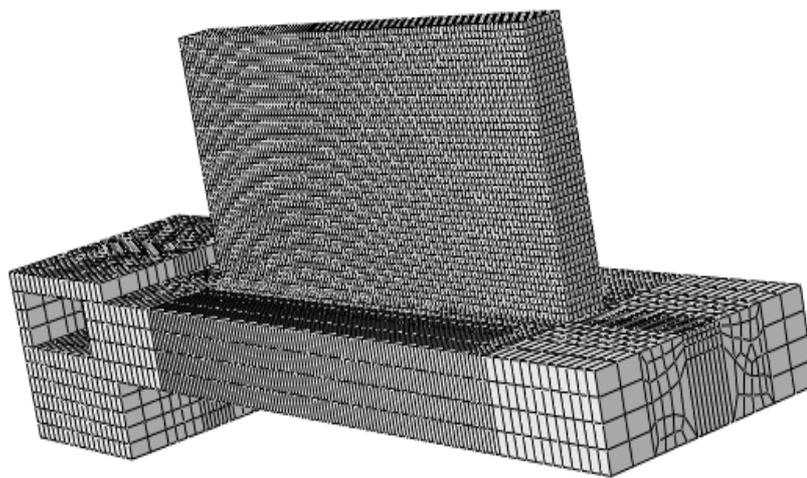


Figure 41 : La géométrie du modèle et le maillage des éléments finis

3.2.2.4 Propriétés du matériel

En raison de l'effet durcissant du molybdène, de sa grande résistance à la corrosion par fatigue, à la haute température et à la pression. Inconel 625 a été utilisé comme matériau structurel dans cette étude. Ce matériau convient à la fabrication additive, à l'aérospatiale et aux systèmes aéronautiques en raison de sa facilité de fabrication. La composition chimique détaillée de cet alliage est présentée en Tableau 6.

Tableau 6 : Composition chimique (%) de l'INCONEL 625 [27]

Élément	Cr	Mo	Nb	Fe	Ni
Pourcentage (%)	22	9	3,5	3	-

Les propriétés physiques et thermiques de l'INCONEL 625 sont indiquées dans le Tableau 7 et le Tableau 8 [87].

Tableau 7 : Propriétés de dépendance thermique de l'INCONEL 625

T (°C)	Conductivité (W/(m.°C))	Chaleur spécifique (mJ/(tonne.°C))	α (1/°C)	E (MPa)	Limite d'élasticité (MPa)
20	9,9	$4,10 \times 10^8$	$1,28 \times 10^{-5}$	$2,08 \times 10^5$	493
93	10,8	$4,27 \times 10^8$	$1,28 \times 10^{-5}$	$2,04 \times 10^5$	479
205	12,5	$4,56 \times 10^8$	$1,31 \times 10^{-5}$	$1,98 \times 10^5$	443
315	14,1	$4,81 \times 10^8$	$1,33 \times 10^{-5}$	$1,92 \times 10^5$	430
425	15,7	$5,11 \times 10^8$	$1,37 \times 10^{-5}$	$1,86 \times 10^5$	424
540	17,5	$5,36 \times 10^8$	$1,40 \times 10^{-5}$	$1,79 \times 10^5$	423
650	19,0	$5,65 \times 10^8$	$1,48 \times 10^{-5}$	$1,70 \times 10^5$	422
760	20,8	$5,90 \times 10^8$	$1,53 \times 10^{-5}$	$1,61 \times 10^5$	415
870	22,8	$6,20 \times 10^8$	$1,58 \times 10^{-5}$	$1,48 \times 10^5$	386

Tableau 8 : Les propriétés physiques de l'Inconel 625

Conductivité	237 W/(m.°C)
Chaleur spécifique	$9,1 \times 10^8$ mJ/(tonne.°C)
Module d'élasticité	70×10^3 MPa
Rapport de poisson	0,366
Coefficient de dilatation thermique	$2,31 \times 10^{-5}$ /°C
La température du solidus	1290 °C
La température du liquide	1350 °C
L'émissivité	0,28
La vitesse d'alimentation	16 g/min

3.2.2.5 Simulations thermomécaniques

Une simulation couplée thermomécanique basée sur un transfert thermique transitoire et une analyse structurelle statique. Les charges thermiques sont introduites dans la pièce pendant l'impression. L'analyse structurelle statique est pilotée par l'historique du champ de température. Simulations avancées, permettant une spécification très précise dans le temps et l'espace. Cet organigramme décrit toutes les étapes d'une simulation thermomécanique comme illustrées dans la Figure 42.

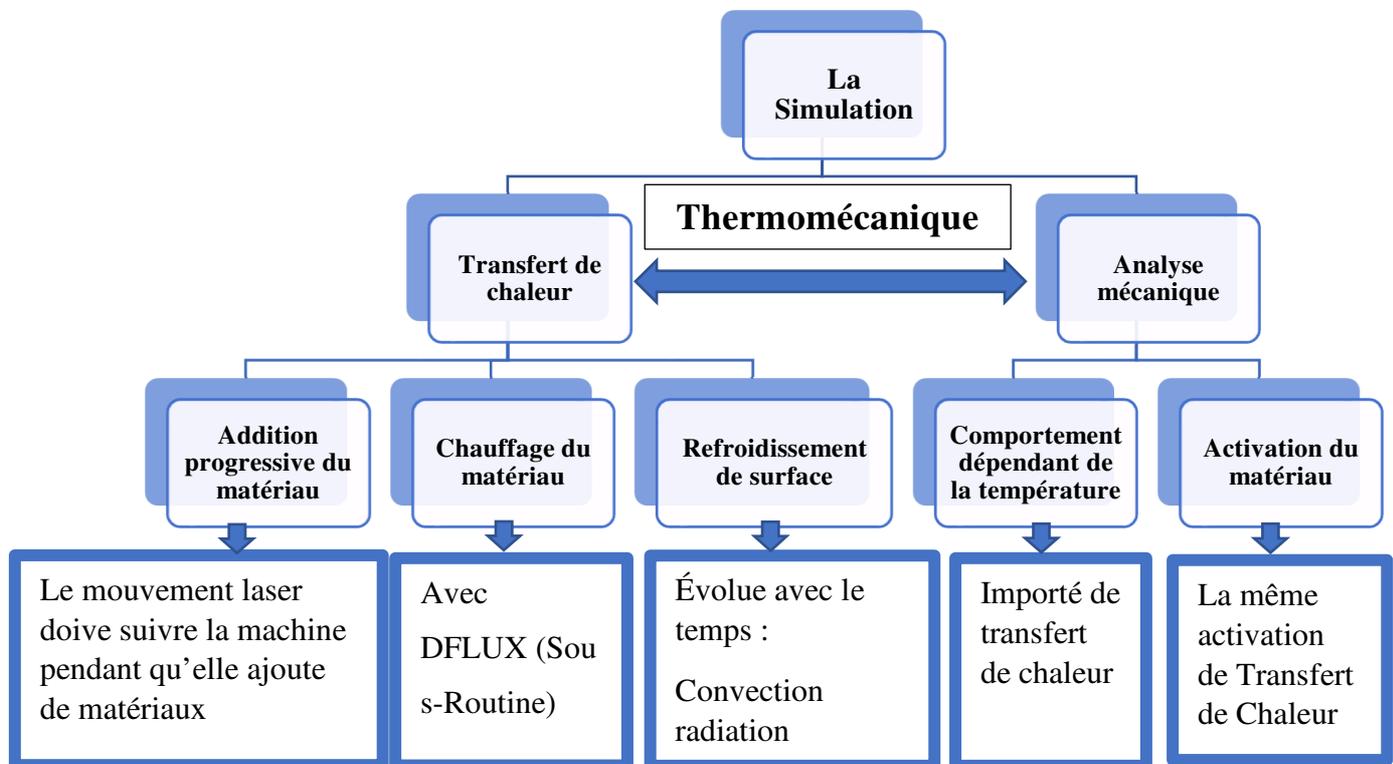


Figure 42 : L'organigramme d'une simulation thermomécanique

Notez que dans tout ce chapitre, les symboles suivants ont été utilisés pour toutes ces désignations.

Tableau 9 : Tableau des abréviations

Designation	Symbole
Stratégie du modèle standard	Num
Résultats expérimentaux	Exp
Benchmark de la simulation Abaqus	Bench
Stratégie de variation de puissance	Puissance
Stratégie de balayage pour le zigzag	zigzag
Capteur de déplacement laser	LDS
Le thermocouple 1 à l'extrémité libre du substrat	TC1
Le thermocouple 2 au centre du substrat	TC2
Le thermocouple 3 à l'extrémité de la pince du substrat	TC3

CHAPITRE 4 RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1 Résultats de la détection de défauts par traitements d'images

Dans ce travail, une étude de faisabilité a été réalisée pour répondre aux questions de recherche choisies. À défaut de recherche sur ce sujet particulier, nous soulevons un défi pour trouver une solution assez sophistiquée à notre problématique. En faisant cette étude, afin de répondre à ces questions. Pour se faire, en imprimant une géométrie simple à base d'acide polylactique APL comme échantillon d'essai avec un défaut de manque et d'excès de matière et en l'appliquant à un cas test à l'aide de l'imprimante 3D Ultimaker Cura.

Sur la base de la revue bibliographique, nous avons décidé de construire un prototype et d'utiliser différentes techniques de traitement d'image pour créer des méthodes nouvelles et plus cohérentes pour la détection des défauts. Une configuration expérimentale avec une caméra a été utilisée pour surveiller le processus d'impression 3D. Pour cet objectif, un système de surveillance in situ a été utilisé dans une imprimante 3D à l'aide d'une caméra à faible coût gérée par des algorithmes de vision par ordinateur. Dans l'un des modules développés, une application APP-designer a été créée qui nous permet de comparer la couche imprimée en 3D avec la même couche créée par la CAO à l'aide de plusieurs méthodes. Le fichier d'impression en code G ouvert est modifié pour introduire l'étape de capture d'image après chaque couche. L'image de la couche de la pièce unique est ensuite comparée aux informations extraites du code G pour la détection automatique des défauts de fabrication. La valeur de la zone de matériau manquant ou excédentaire est renvoyée à l'utilisateur, qui peut décider d'annuler le travail en cas de défauts importants pour éviter tout gaspillage inutile sur le plan de matériau, de temps et de coûts.

4.1.1 Méthode graphique

Dans cette méthode, l'image est d'abord importée dans le logiciel MATLAB à ce stade, les données de l'image sont au format RGB. L'image est ensuite convertie en une image à échelle de gris. Cette opération réduit le bruit dans l'image et simplifie le processus d'analyse d'image. Une fois l'image convertie en échelle de

gris, la gamme d'intensité varie de 0 à 255. À l'aide de système de contrôle in situ, la photo capturée de l'échantillon imprimé présentant un défaut qu'est présentée à la Figure 43 (a).



(a)

(b)



(c)

Figure 43 : Le résultat de la détection de défaut extra de matière en utilisant la méthode graphique : (a) Image réelle avec défaut, (b) Image de référence et (c) Le résultat d'une différence par la méthode graphique

La détection de défauts dans le processus de la fabrication additive, telle que nous l'avons définie précédemment, consiste à faire des comparaisons entre des images réelles et des versions idéales parfaites sans défauts. Pour se faire, une image de référence a été choisie qu'est présentée à la Figure 43 (b).

Les différences entre ces deux images au-dessus est calculée par comparaison pixel par pixel qui ont la même position. Une opération sur les pixels est une opération dans laquelle l'image de sortie est en fonction des valeurs d'échelle de gris du pixel à la position correspondante dans l'entrée. C'est pour cela, on obtient le résultat suivant qui est présenté sous forme d'une image qui permet d'afficher le résultat de la comparaison.

Les résultats correspondants de l'analyse d'image pour la détection des défauts d'impression sont présentés dans la Figure 43 (c). Les pixels blancs dans la Figure 43 (c) représentent la zone où le matériau a été déposé correctement, comme prévu dans le cas d'une impression idéale sans défaut selon l'image de référence de la Figure 43 (b).

Les pixels verts de la Figure 43 (c) montrent la zone de matériau manquant en raison de l'extrusion temporairement interrompue. Tandis que les pixels roses qui apparaissent le long des bords de la zone blanche sont associés à un excès de matériau qui signifie que trop de matière s'écoule à travers la buse. Ce défaut est dû à une sur extrusion du matériau APL lorsque la tête d'impression ralentit aux points de chemin où un changement de direction du mouvement se produit. On peut éliminer ce défaut en réglant les paramètres d'impression pour un meilleur contrôle du débit de matière.

4.1.2 Méthode de calcul de Similarités (SSIM)

Dans cette méthode, la valeur de similarité, $ssimval$, est calculée pour un égal à 0,8248 dans la présente étude. La Figure 44 est le résultat graphique pour la méthode de SSIM.

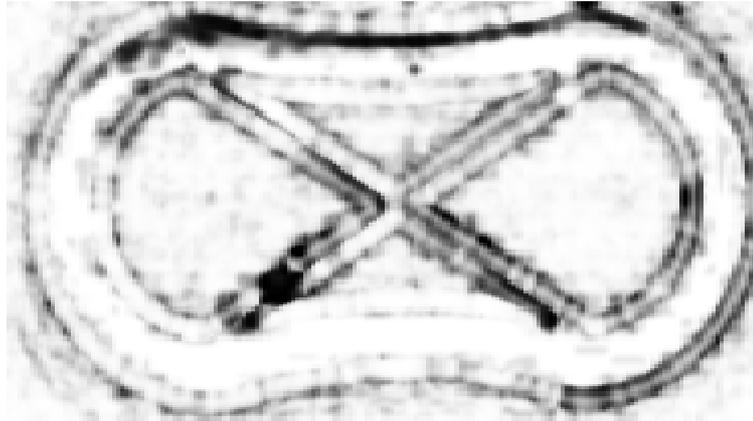


Figure 44 : Résultat graphique pour la méthode de SSIM

4.1.3 Erreur quadratique moyenne

Nous commençons par une discussion sur l'EQM en tant que mesure de différence d'images. L'objectif d'une mesure de fidélité d'images est de comparer deux images en fournissant un score quantitatif qui décrit le degré de similarité ou à l'inverse le niveau d'erreur entre eux. Habituellement, on suppose que l'une des images est parfaite, idéale sans défauts, tandis que l'autre est contaminé par des erreurs. À l'aide de système de contrôle in situ, la photo capturée de l'échantillon imprimé présentant un défaut qu'est présentée à la Figure 45 .



Figure 45 : Image réelle avec défaut

Pour détecter les défauts dans le processus de la fabrication additive, il faut comparer les images réelles et les versions idéales parfaites sans défauts. Pour cet objectif, l'image de référence qui a été choisie est présentée à la Figure 46.

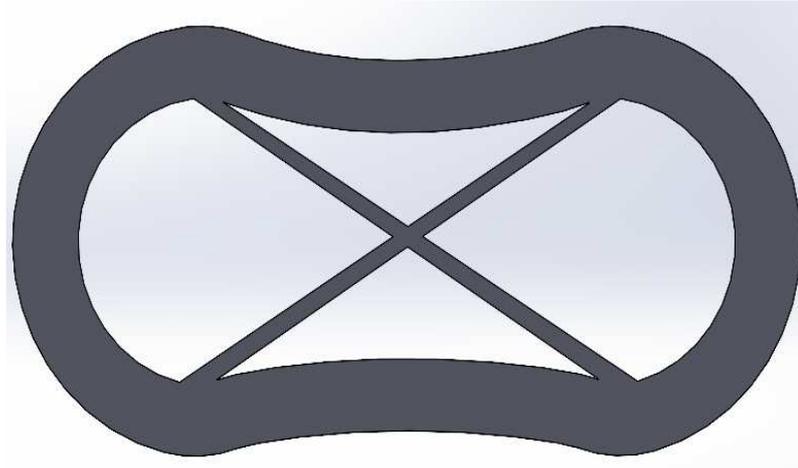


Figure 46 : Image de référence

Dans l'EQM, nous ferons référence au signal d'erreur $e_i = x_i - y_i$, puis on fait la somme de différence aux carrés, ensuite on divise le résultat obtenu par le nombre total de pixels (N). Finalement on prend la valeur de racine carrée qui donne une mesure de différence entre l'image idéale et l'image avec défaut.

Un des signaux est un signal original de qualité acceptable et que l'autre est une version déformée de celui-ci dont la qualité est évaluée. C'est pour cela l'erreur quadratique moyenne dans notre cas égal 405,15.

4.1.4 Méthode logique

Pour détecter l'efficacité de cet algorithme, un défaut a été créé dans l'image capturée par la caméra USB. Puis cette image est comparée à une image de référence idéale sans défaut à l'aide de Matlab. Comme il est indiqué dans la Figure 47 :

```

356
357 - I = imread('image1.jpg');
358 - I2 = imread('image1.jpg');
359 - R = rgb2gray(I);
360 - G = R<50;
361 - B = rgb2gray(I2);
362 - F = B <50;
363 - a=isequal(G,F);
364

Input1 = imread('NO.5.jpg');
Input2 = imread('MO.5.jpg');
R = rgb2gray(Input1);
G = R<50;
B = rgb2gray(Input2);
F = B <50;
a=isequal(G,F);

```

Command Window

```

>> a
a =
    logical
     1

```

Command Window

```

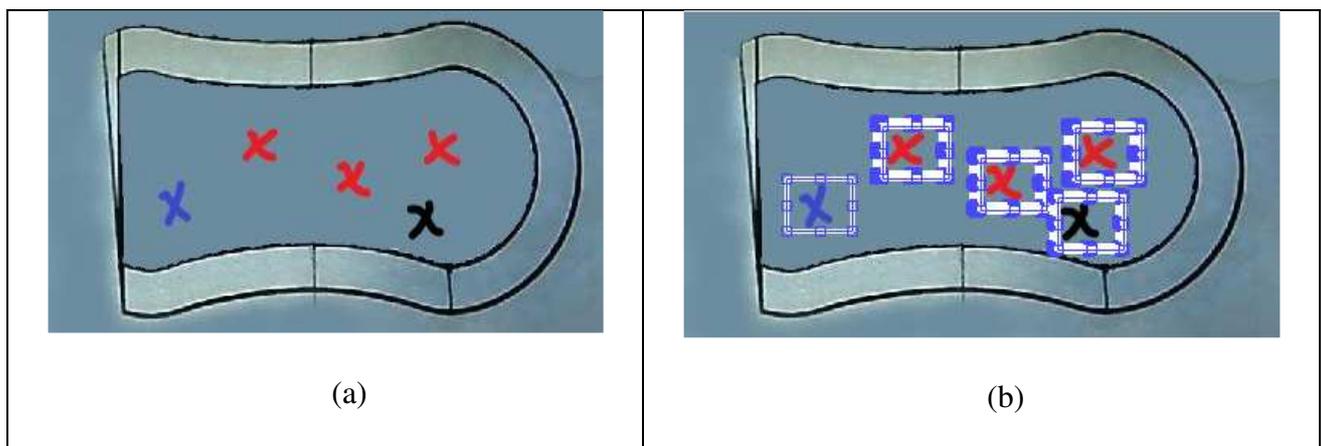
a =
    logical
     0

```

Figure 47 : Le résultat d'une différence par la méthode logique

4.1.5 Technique de corrélation croisée

La corrélation croisée consiste de trouver la position de similarités entre l'image de référence avec celle d'image réelle. C'est pour cela, cette technique a été utilisée pour trouver la position de défaut dans l'image originale. Pour détecter la présence de défauts avec l'utilisation de cette méthode, tout d'abord un ensemble d'images a été choisi de telle sorte qu'on rassemble le plus maximum de défauts. Puis, si on n'a pas trouvé la position de ces défauts, on peut dire que l'image imprimée dans l'impression 3D est parfaite sans erreur.



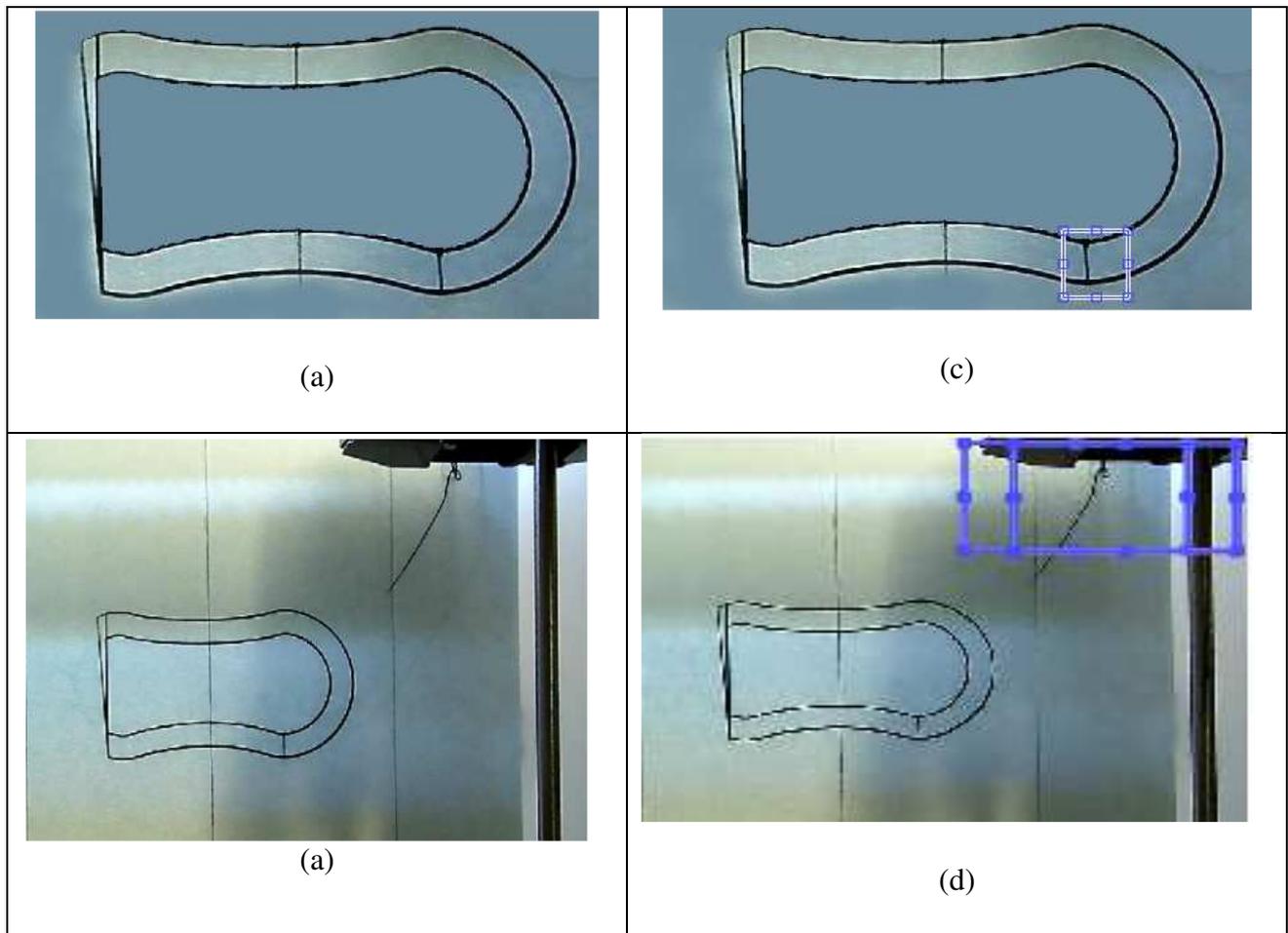


Figure 48 : Le résultat de la détection des défauts en utilisant la méthode de corrélation croisée : (a) images réelles (colonne de gauche), et localisation du défaut (colonne de droite) en utilisant la technique de corrélation croisée (b, c, d)

Trois pièces différentes imprimées en APL sont fabriquées avec des géométries et des emplacements de défauts différents, comme décrites dans la Figure 48 pour tester l'efficacité de cet algorithme dans la détection de défauts. Les techniques de contrôle des défauts sont appliquées après le traitement. Les images réelles utilisant dans la technique de corrélation croisée sont présentées dans la Figure 48 (a). Les similitudes sont mises en évidence entre l'image de référence et l'image réelle. À l'aide de cette technique, la localisation des défauts a été réussie. Ces défauts sont présentés dans la Figure 48 (b, c, d) par deux rectangles colorés en bleu.

4.1.6 Calcul euclidien avec l'histogramme

Les résultats correspondants de l'analyse d'image pour la détection des défauts d'impression par cette méthode sont présentés dans la Figure 49 se dessous, sous forme d'histogramme qui affiche la distribution du nombre de pixels d'une image en échelle de gris.

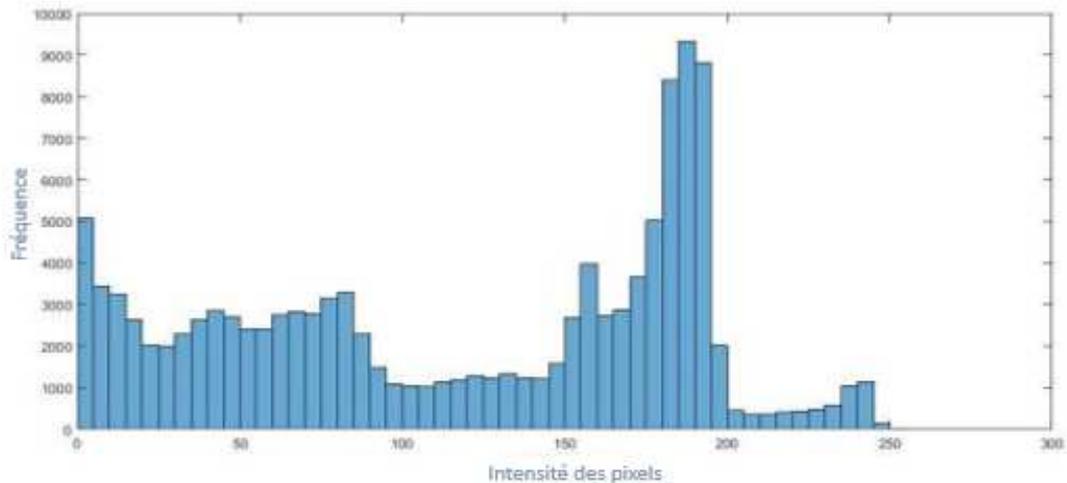
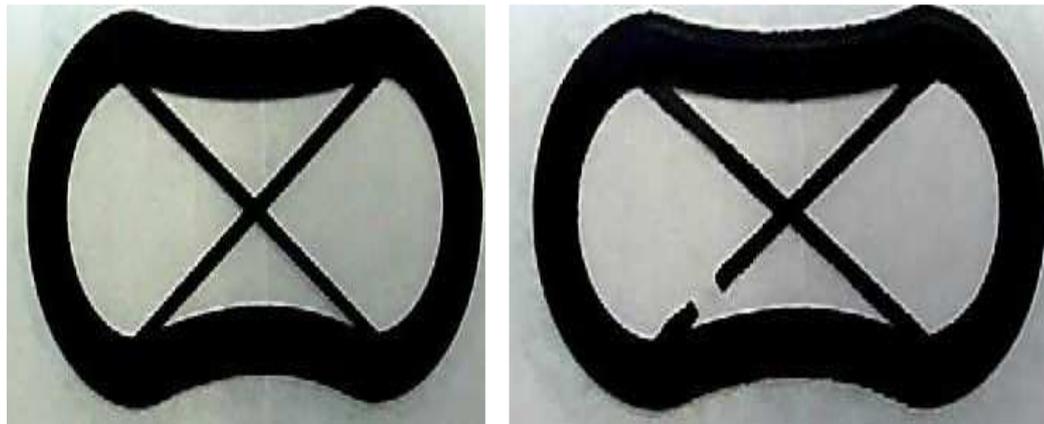


Figure 49 : Histogramme de l'image en niveaux de gris

Cet histogramme représente la fréquence de l'intensité de chaque niveau de gris. Les valeurs d'intensité des pixels sont réparties sur toute la plage d'échelle de gris de [0-255].

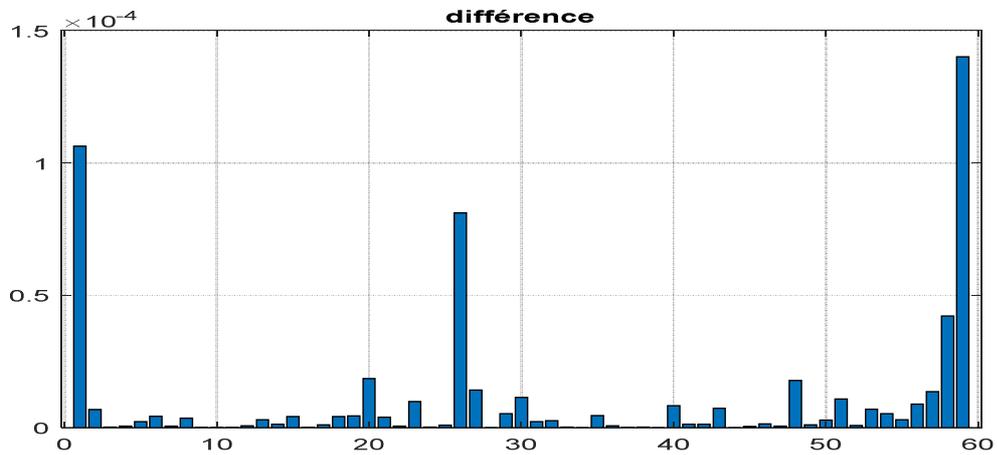
4.1.7 Méthode du motif binaire local (LBP)

Tout d'abord, pour la détection de défauts à l'aide de la technique de LBP. Une image de référence a été choisie qu'est présenté à la Figure 50 (a). La comparaison se fait entre l'image idéale et l'image réelle avec des erreurs comme présentée à la Figure 50 (b).



(a)

(b)



(c)

Figure 50 : Résultat de la détection de défaut de manque de matière en utilisant la méthode LBP : (a) Image réelle parfaite, (b) Image réelle avec défaut et (c) Le résultat d'une différence par la technique de LBP

On compare maintenant l'image de référence avec celle de l'image réelle avec la méthode de LBP pour obtenir l'histogramme statistique LBP par la soustraction de la valeur décimale minimale de chaque sous bloc du nombre binaire pour l'image de référence avec celle de la valeur décimale minimale possible de chaque sous bloc de l'image réelle. Finalement, le résultat de cette soustraction a été affiché dans une image de réponse LBP sous forme d'histogramme comme illustré

dans la Figure 50(c). Cet histogramme affiche la différence de nombre de LBP en fonction de nombre du bloc.

4.1.8 Méthode de calcul de surface

Le but qu'on a une série d'images placées à une distance fixe de la caméra, pour trouver la différence entre eux. La distance réelle de l'échantillon imprimé est 12 cm. Tant que, lorsqu'on exécute le script MATLAB, on constate que le nombre de pixels entre les deux extrémités était de 446 (Figure 51). Dans ce cas, la distance était de 120 mm, donc \square 446 pixels = 120 mm. Pour la mise en échelle, on calcule le rapport qui est égal à 1 pixel = $120/446 = 0,269058$ mm.

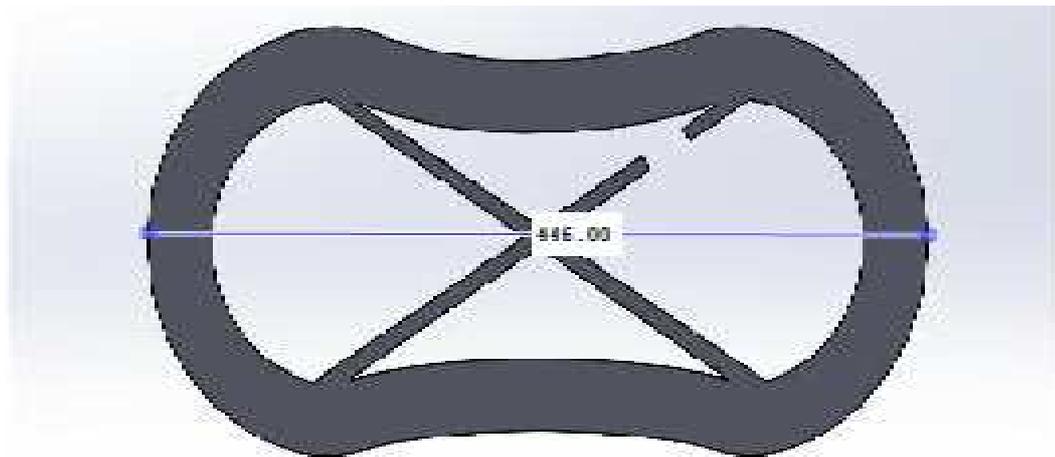


Figure 51 : Calcul de distance sur une image

Un objet imdistline est un outil de distance, qui consiste en une ligne interactive sur une image, associée à une étiquette de texte qui affiche la distance entre les extrémités de la ligne [88].

Ensuite, on calcule le nombre de pixels de défaut le plus critique de matériau manquant, la valeur de la longueur des pixels dans la Figure 52 égale 29,53 pixels et de largeur 8,17 pixels. Le défaut qui a été artificiellement introduit par la modification de la pièce CAO couvre 241,26 pixels de la surface.

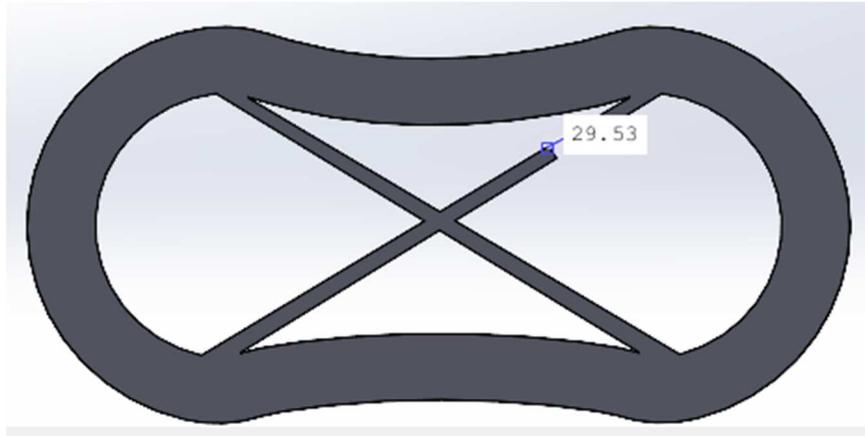


Figure 52 : Calcul de pixels de défauts

Le résultat obtenu est comparé avec les dimensions parfaites de défaut de manque de matière puisque la longueur égale 7,86 mm et la largeur égale à 2,177 mm qui couvrent 17,111 mm² de la surface. Les dimensions prévues de défauts :

La longueur est égale à $29,53 * 0,2690583 = 7,9453$ mm.

La largeur est égale à $8,17 * 0,2690583 = 2,19820631$ mm.

Pour trouver l'erreur de cette méthode, la différence entre la distance idéale et la distance trouvée a été calculée par cette équation :

$$\frac{22 \ 77 \ 22222 \ 2 \ 22 \ 7722222 \ 77 \ 77 \ 77222 \ 2 \ 22 \ 772 \ 22 \ 2}{22 \ 77 \ 22222 \ 2 \ 22 \ 7722222} \cdot \frac{22222277 \ 7777}{2772222} \cdot \frac{77 \ 772222}{7777222} \quad (39)$$

On a remarqué que l'erreur de cette méthode égale à 1,07%.

4.1.9 Interface graphique (outil de comparaison)

Les modules de détection spécifiques aux défauts ont été développés et affinés dans un mode distinct (App-designer). Comme présenté dans ce travail, toutes les méthodes de différence ont été regroupées dans une application sur App designer pour l'affichage direct de résultats comme représente la Figure 53 :

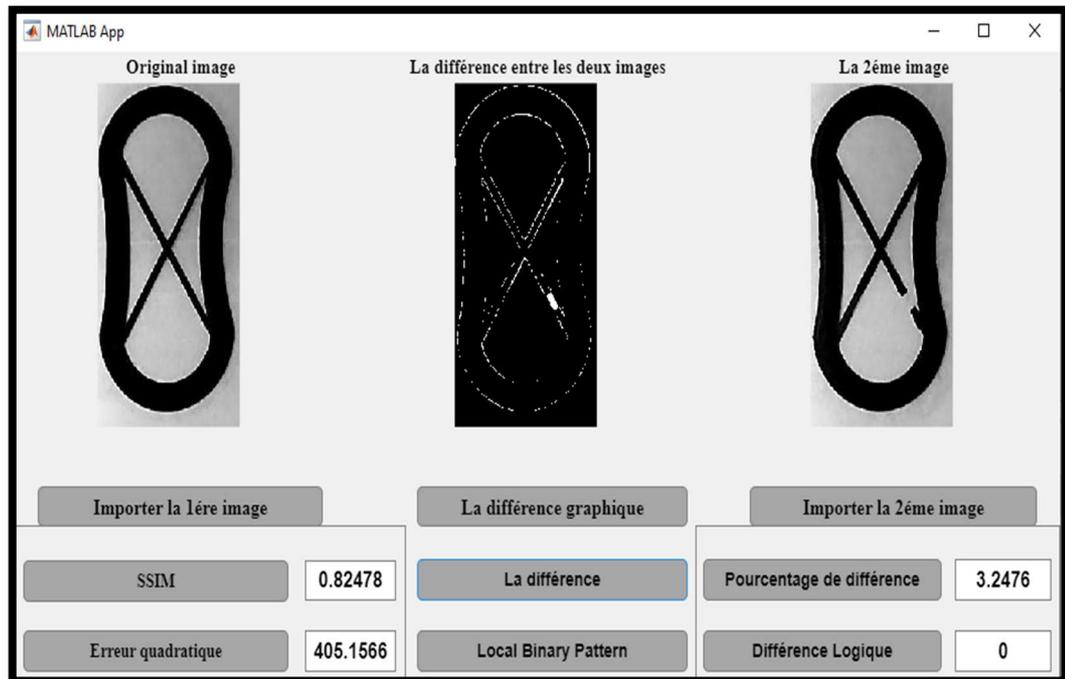


Figure 53 : Interface de conception d'applications Matlab pour la détection des défauts

À l'aide de MATLAB, les algorithmes de méthode graphique, logique, SSIM, EQM, LBP, calcul euclidien avec histogramme et la méthode de corrélation croisée sont appliqués dans l'application d'App Designer pour afficher les informations sur le processus d'impression en cours et les défauts détectés. L'interface affiche l'image de référence, l'image de couche capturée par la caméra USB et les résultats de leur comparaison qui indique la présence de défauts sous forme de manque de matériaux.

On a aussi créé une application sur Application designer pour redimensionner les images comme montre la Figure 54 suivante :

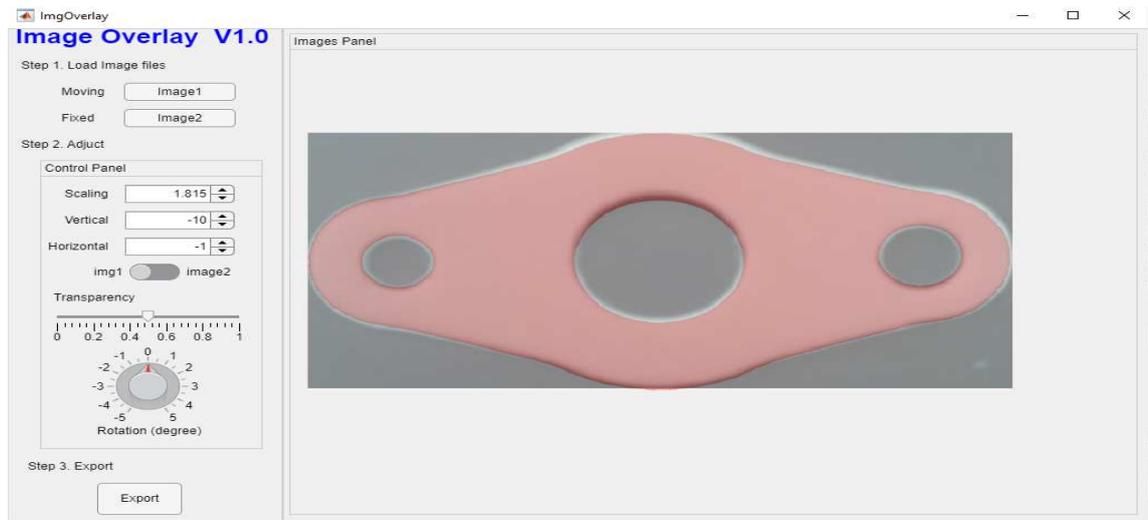


Figure 54 : Application de redimensionnement manuel par Application designer

4.1.10 Étude comparative

L'évaluation de la qualité de résultat obtenue par la comparaison entre les images joue un rôle essentiel dans le traitement des images. De nombreux travaux de recherche sont effectués afin de réduire le temps, la complexité et le coût de l'évaluation de la qualité des images. Le but de montrer la comparaison entre les différentes techniques est juste de marquer le meilleur algorithme pour la détection de défauts dans le domaine de la fabrication additive. Cet objectif est l'une des questions fondamentales importantes pour de nombreuses applications du traitement des images et des vidéos. Dans ce chapitre, une nouvelle mesure de détection de défauts a été proposée dans le processus de la fabrication additive. La mesure proposée compare la similarité entre une image réelle capturée par une caméra et son image de référence pour représenter la perte d'informations structurelles de l'image. Ensuite, ce résultat nous permettons de décider d'interrompre l'impression 3d ou de continuer de fabriquer la pièce prévue.

Finalement, les performances de la mesure de différence a été validé pour la méthode graphique avec les bases de données de SSIM, EQM, LBP, calcul euclidienne avec histogramme, la méthode logique, la méthode de calcul de surface et la méthode de corrélation croisée dans le Tableau 10 ci-dessous.

Tableau 10 : Comparaison entre les techniques de traitement d'images utilisées

Les techniques	Les avantages	Les inconvénients
Méthode graphique	Détection des bords. Précision.	Difficulté de quantifier le pourcentage d'erreur.
Méthode logique	Simplicité, Rapidité.	Imprécision.
Erreur quadratique moyenne EQM	La mesure la plus populaire et habituelle.	Faibles performances dans l'évaluation de la qualité perceptive des images.
Local Binary Patter (LBP)	La tolérance aux changements monotones de l'éclairage et sa simplicité de calcul. Rapidité.	Difficulté de localiser les défauts.
Calcul euclidien avec l'histogramme	Calcul de défauts plus profond.	Imprécision.
Corrélation croisée	Localisation et réponse. Trouver les emplacements corrects des défauts. Tester une zone plus large autour du pixel. Meilleure méthode de vérification de l'existence d'erreurs.	Difficulté de quantifier le pourcentage d'erreur.
Calcul de Surface	Calcule précise de surface de défauts d'impression 3D.	Calcule manuelle.
Calcul de Similarités (SSIM)	Meilleure méthode pour quantifier le pourcentage de similarités.	Mauvaise qualité lors de l'affichage de résultat de l'image de différence.

En général, l'erreur quadratique moyenne (MSE) ou le rapport signal/bruit de crête (PSNR) a été une mesure populaire et habituelle pour évaluer la qualité de l'image. Mais la mesure MSE présente de faibles performances dans l'évaluation de la qualité perceptive des images [89].

De nombreuses mesures de différence basées sur le signal ont été étudiées. Le Tableau 10 ci-dessus montre que les techniques de traitement d'image à l'aide de méthode logique ou similitude structurelle (SSIM) est très simples par rapport à

LBP ou le calcul euclidien avec histogramme. Tandis que les résultats qui répondent aux besoins de l'œil humain sont fournis par la méthode graphique et la méthode de corrélation croisée pour décider d'interrompre l'impression 3d ou de continuer la fabrication.

Synthèse

Dans ce travail, un système de vision par ordinateur a été développé pour la surveillance des défauts d'impression en imprimant une géométrie simple comme échantillon d'essai avec un défaut de manque et d'excès de matière.

Le système de surveillance comprend une carte Arduino et une caméra pour la capture automatique d'images de couches de filaments déposés sur le lit d'impression. Pour la détection du défaut dans chaque couche du produit imprimé, des algorithmes d'analyse d'image ont été implémentés dans le logiciel Matlab. Une interface personnalisée a été développée sur Application designer. La présence de défauts d'impression est détectée par comparaison de l'image de la caméra avec une image de référence. Il a été prouvé que la méthode de SSIM trouve la similarité égale à 0,8248 dans notre cas. La méthode développée de calcul de surface a montré son efficacité dans la détection de manque et d'excès de matière qui a une précision de 1,07%. Il a été prouvé la puissance de la méthode de cross-corrélation dans la localisation de défauts.

Une grande partie des travaux du chercheur a tenté des expériences, mais elles sont très coûteuses, longues à mettre en place, et les résultats obtenus ne sont pas toujours suffisants pour comprendre la physique qui se produit lors de la fabrication. C'est pour cela, dans la section suivante des simulations par éléments finis en fonction des paramètres de processus FA ont été développées pour prédire les déformations des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure qui se produisent pendant la construction couche par couche de la pièce additive.

4.2 Résultats de la prédiction des défauts de distorsion par simulation numérique

Les modèles thermomécaniques pour l'analyse de FA sont validés dans des travaux antérieurs pour optimiser les propriétés des matériaux et les paramètres du processus, mais pour des géométries et des paramètres différents [90]. En outre, les résultats numériques sont comparés aux mesures expérimentales rapportées dans [91] pour garantir la précision de la simulation FA. La capacité de prédire et de contrôler précisément le comportement des matériaux est l'objectif de chaque technologie FA.

Dans cette étude, une méthode d'analyse thermique et mécanique couplée séquentiellement a été développée pour prédire la contrainte résiduelle et la déformation pour une pièce construite par la fabrication additive. Nous avons la puissance de calcul pour être en mesure de faire des mailles très fines et complexes pour la microstructure à l'aide d'Abaqus qui est l'un des outils les plus puissants [82]. Enfin, l'examen des effets du mode de balayage, du préchauffage et de la stratégie Zig-Zag sur la réponse mécanique et thermique pendant l'impression ont été étudiés pour déterminer les meilleures stratégies qui permettent de réduire la distorsion et la contrainte résiduelle. Les stratégies les plus appropriées seront recommandées pour diminuer la distorsion et la contrainte résiduelle de la pièce fabriquée.

La Figure 55 présente le principe de fonctionnement interne de la déformation. La source de chaleur fusionne la poudre pour former un bain de fusion. Mais avec le déplacement du laser, la fusion se solidifie et se refroidit. La résistance des couches diminue avec l'augmentation du gradient de température en raison du ralentissement de la conduction thermique. Pendant le processus de refroidissement, la couche supérieure sera plastiquement comprimée, induisant une déformation et produisant une contrainte de compression. Par conséquent, et en l'absence de contrainte mécanique externe, une flexion inverse se produit dans la direction opposée au laser. Ensuite, une contrainte de compression se forme à l'intérieur de la couche déposée, et une contrainte de traction se forme à l'extrémité de la pièce.

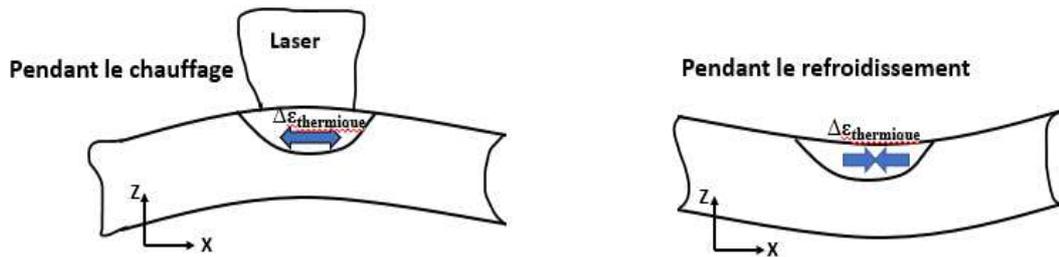


Figure 55 : Principe de fonctionnement interne de la déformation

4.2.1 Validation du modèle numérique

4.2.1.1 Les résultats thermiques

Les profils thermiques et la fiabilité du modèle ont été calculés pour différentes stratégies d'impression. Ils ont comparé aux prévisions de référence d'Abaqus et des mesures expérimentales. La température est maximale au centre de la zone de fusion, mais elle diminue progressivement en s'éloignant du centre. L'historique des températures mesurées correspondantes est présenté dans la Figure 56.

Dans la Figure 56, les courbes montrent les résultats de température pendant l'impression du maillage à trois nœuds correspondant à trois positions de thermocouple sur la plaque de base (substrat).

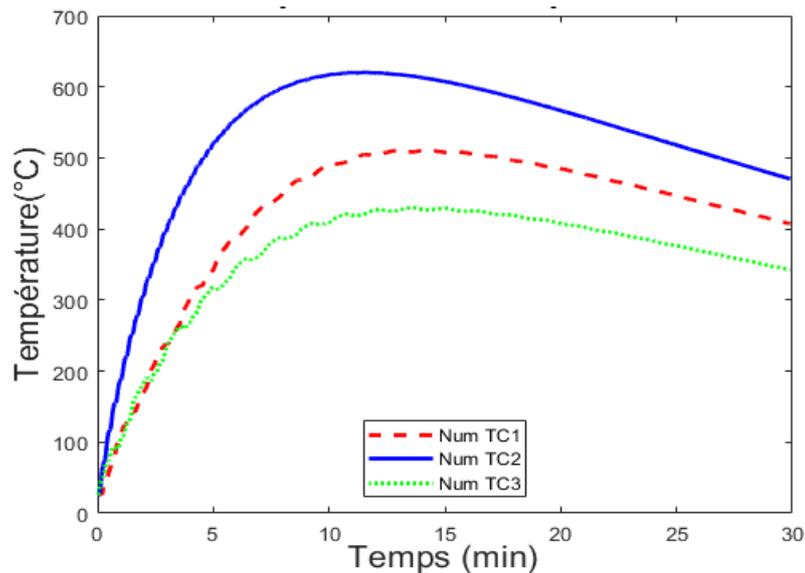


Figure 56 : Évolution de la température en fonction du temps du modèle numérique

Notons que puisque les thermocouples 1, 2 et 3 sont situés à différents emplacements sur le substrat, ils enregistrent des histoires thermiques différentes. Le thermocouple 1 situé à l'extrémité libre du substrat présente un pic de température plus basse que celui du thermocouple TC2 qui est situé au centre du substrat. On peut observer que la température enregistrée du thermocouple TC2 égal à 620 °C. Il est environ 115 °C plus élevés que les valeurs enregistrées au TC1 (505 °C). TC3 pour le thermocouple 3 à l'extrémité de la partie clampée du substrat montre un pic de température plus bas que TC2 au centre du substrat. On peut voir que la température enregistrée du capteur TC2 égal à 620 °C qu'est environ 190 °C plus élevés que les valeurs enregistrées au thermocouple TC3 qu'est égal à 430 °C. De plus, le TC3 à l'extrémité de clamage du substrat présente un pic de température plus basse que le TC1 à l'extrémité libre du substrat. La température enregistrée au niveau du capteur du thermocouple TC1(505 °C) est environ 75 °C plus élevés que les valeurs enregistrées au niveau du TC3 (430 °C). Au début de l'impression, la température de la zone de fusion des premières couches est inférieure à la température de la zone de fusion des couches suivantes en raison de la perte de chaleur par conduction avec le substrat (26 °C). Notez que la température sur le substrat augmente dans le premier tiers temps de l'impression. Enfin, elle diminue au fur et à mesure de la perte de chaleur par convection et radiation.

Les résultats thermiques du modèle numérique ont été validés par la comparaison avec les résultats expérimentaux et le benchmark Abaqus. Ils ont ensuite été utilisés pour générer le modèle statique. Ainsi, le modèle thermique doit simuler la forme de la zone de fusion pour prédire sa microstructure.

La comparaison entre le modèle numérique, les données thermiques expérimentales et le modèle thermique du benchmark Abaqus est illustrée dans Figure 57.

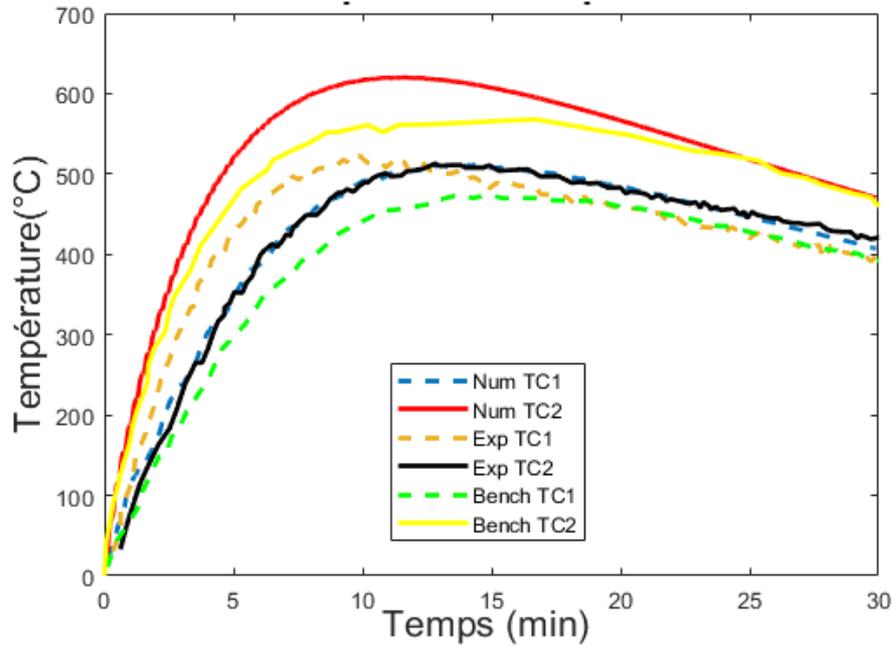


Figure 57 : Validation de la température du modèle numérique

Le mouvement du laser dans le modèle numérique et expérimental provoque des pics de courbes pendant le dépôt de la couche. La différence entre le modèle numérique, le modèle expérimental et le modèle de référence Abaqus est attribuée à la simplification des conditions aux limites thermiques pendant la construction. Ce phénomène s'explique par le degré de précision insuffisant dans la définition des valeurs de transfert de chaleur. La Figure 57 illustre la concordance entre les résultats de l'expérience et ceux du modèle numérique. Les températures maximales mesurées par chaque thermocouple pour tous les cas sont reprises en Tableau 11.

Tableau 11 : Les températures maximales mesurées

T max	Abaqus.Bench	EXP	Num
TC1 (°C)	480	510	505
TC2 (°C)	565	505	620

Selon l'endroit où la mesure de température est prise, chaque trace de thermocouple montre une température de pointe différente. La température la plus élevée est

mesurée au centre du substrat, correspondant à TC2 pour le thermocouple 2. Tandis que la température la plus basse est mesurée à l'extrémité libre du substrat, correspondant à TC1.

On note que la température de pointe mesurée de TC1 est d'environ 505 °C pour le modèle numérique. Alors que le résultat expérimental a atteint un pic de température de 510 °C contre un pic de 480 °C dans le modèle de référence. Ainsi, la différence entre les résultats expérimentaux et le modèle numérique est de presque 30 °C avec une erreur de 6,25%. Alors que la différence entre les résultats expérimentaux et le modèle numérique est d'environ 5 °C (environ 1% d'erreur). Dans ce cas, on peut dire que les résultats expérimentaux et les résultats numériques sont en accord.

La différence des températures de pointe du thermocouple TC2 du modèle numérique est d'environ 115 °C supérieurs aux valeurs enregistrées dans le résultat expérimental. Tandis qu'elle est supérieure de 55 °C dans le résultat du benchmark. Ainsi, dans ce cas, il y a quelques différences entre notre simulation et le résultat expérimental de référence. Cette différence est attribuée à la précision de maillage et à la définition des propriétés de matériaux.

4.2.1.2 Évolution de la distorsion

Après avoir obtenu l'historique de température de chaque nœud du modèle d'éléments finis par analyse thermique. La température transitoire est utilisée comme contrainte thermique dans l'analyse mécanique. Le même matériau est utilisé pour le substrat et la pièce afin de prédire avec précision l'évolution de la distorsion pendant l'analyse numérique. En résultat, le champ de température dans la zone de fusion se stabilise en termes de forme et de taille, permettant de fixer l'épaisseur et la largeur de la couche déposée.

La Figure 58 montre la distribution de la distorsion dans les directions x, y et z.

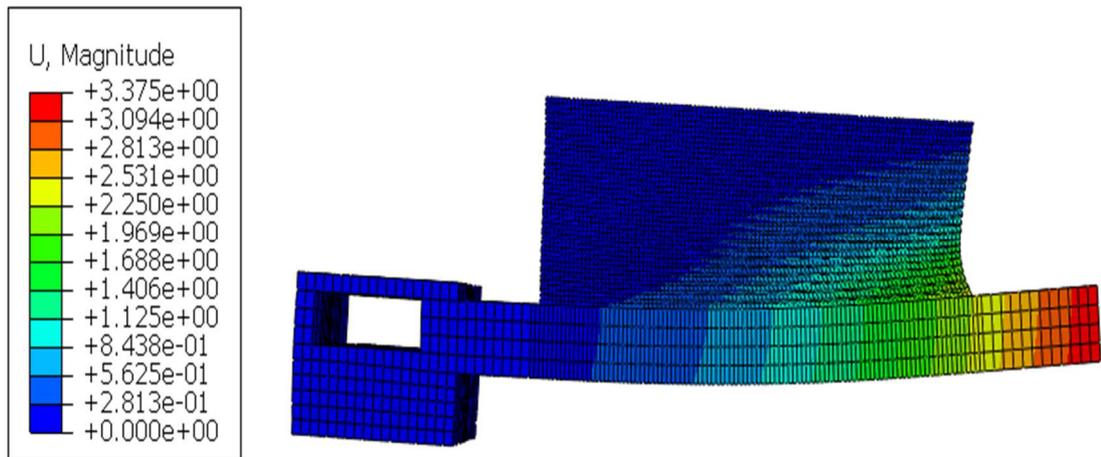


Figure 58 : Distribution du déplacement

David et al. ont constaté que la déformation des pièces en Inconel 625 dépend du nombre de couches de déposition et de la température initiale du substrat [92]. Lorsque le substrat et la couche déposée sont combinés, le gradient de température devient important. Ce qui permet une augmentation de la contrainte résiduelle. Ce qui explique la raison pour laquelle la première couche est responsable de 50% de toutes les distorsions [93].

Figure 59 compare l'évolution de la distorsion sur le substrat obtenue par la simulation du benchmark Abaqus, les résultats expérimentaux et le modèle numérique.

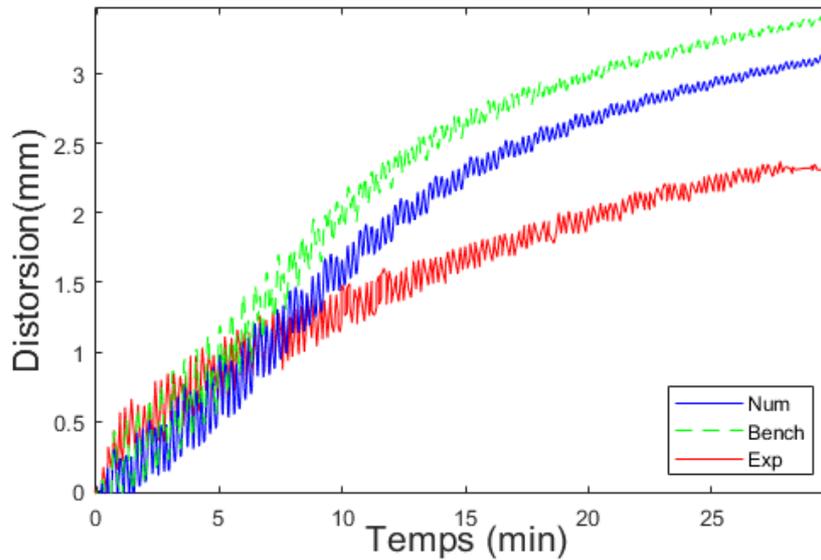


Figure 59 : Évolution de la distorsion dans les modèles numériques, expérimentaux et de référence Abaqus

Au cours du début du processus d'impression, l'écart négatif initial de la première couche est notablement plus élevé que celui des autres couches. Il est d'environ -0,29, à cause du gradient thermique important entre le matériau de construction et le substrat. Le déplacement du laser provoque des pics dans toutes les courbes des simulations numériques et expérimentales pendant le dépôt de la couche. Il est en fonction de la distance entre le laser et le capteur.

On peut remarquer que dans la Figure 59, la distorsion de pointe enregistrée au nœud de LDS est d'environ 3,1 mm pour le modèle numérique. Alors que le résultat expérimental a atteint une distorsion de pointe de seulement 2,4 mm. Mais, il est d'environ 3,35 mm sur la distorsion de pointe dans la simulation de référence. Ainsi, la différence entre les résultats expérimentaux et les résultats du modèle numérique est presque 39,58% d'erreur. Alors qu'il est d'environ 29,16% d'erreur entre les résultats expérimentaux et les résultats du modèle numérique. Cette différence peut être justifiée par l'optimisation de maillage et le degré de précision lors de la définition des valeurs de rayonnement thermique et de convection. Dans ce cas, il y a un accord entre les résultats de l'expérience et du modèle numérique.

4.2.1.3 La distribution des contraintes

La structure du maillage du modèle mécanique est la même que celle du modèle thermique. La distribution des contraintes pendant les différents processus de dépôt a été suivie avec des mesures de déformation in situ. Voici une représentation de la distribution de la contrainte résiduelle après le refroidissement en Figure 60.

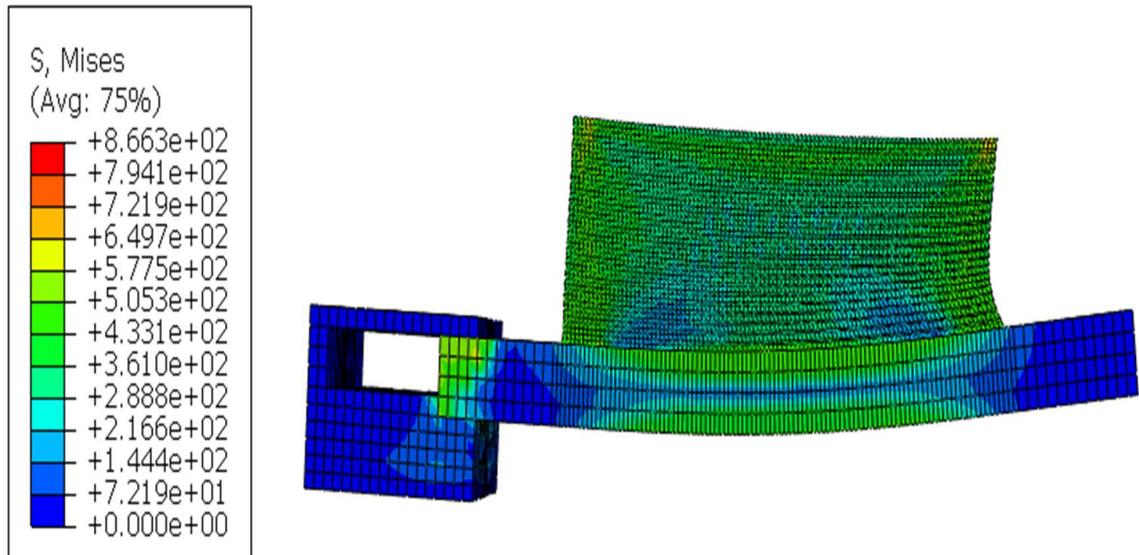


Figure 60 : Distribution des contraintes

Cette figure montre la carte nuageuse de la distribution de la contrainte thermique après le dépôt de 42 couches. Au début de la fusion du matériau, la contrainte est très faible, autour de 0 MPa. L'augmentation du gradient de température compense la contrainte thermique qui dépasse la limite d'élasticité pour produire une déformation plastique [94]. Lors du refroidissement, le métal solidifié crée le phénomène de retrait qui induit progressivement une contrainte thermique. Après le refroidissement, la contrainte thermique devient stable, et la contrainte résiduelle se forme finalement. L'accumulation de contraintes résiduelles a des effets négatifs sur les propriétés mécaniques du produit [95]. En raison de la différence des valeurs d'expansion thermique, un retrait se forme après le refroidissement entre la couche déposée et le substrat. Ce qui implique que la contrainte maximale est égale à 866 MPa.

4.2.2 Effet de stratégie Zig-Zag

Les modèles de balayage laser sont mis en œuvre à l'aide d'une série d'évènements qui reproduisent le mouvement de la stratégie de balayage laser. La principale différence entre la méthode standard et cette méthode est la direction de la stratégie d'impression, qui influence tous les résultats, car la longueur de ces deux stratégies n'est pas la même. Au fur et à mesure que le laser s'éloigne de la région de la matière fondue, la température y diminue progressivement, et la matière fondue se solidifie et se rétracte graduellement. La Figure 61 indique le chemin du laser utilisé pour toutes les couches de dépôts dans cette stratégie.

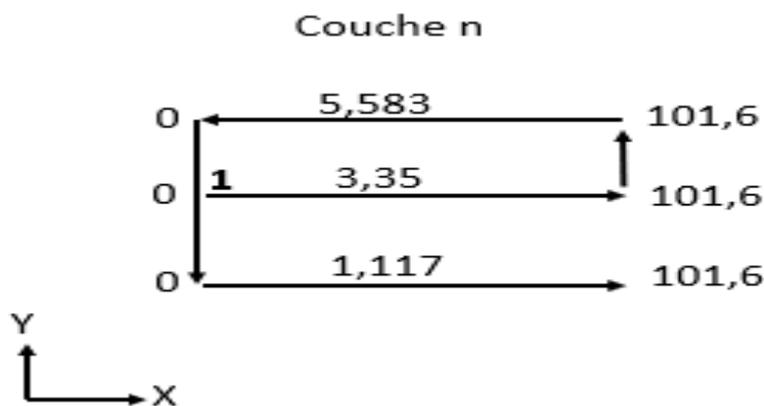


Figure 61 : Chemin laser de la stratégie Zig-Zag

4.2.2.1 Les résultats thermiques

La comparaison entre les champs thermiques de stratégie zigzag et les champs thermiques du modèle numérique est illustrée dans la Figure 62. Il est clair que la température enregistrée pour les premières couches est plus basse que celle des couches suivantes en raison de la conduction du substrat. Il est observé que la température enregistrée pour la stratégie zigzag du thermocouple TC1 (610 °C) est environ 100 °C plus élevés que les valeurs enregistrées à TC3 (510 °C). Alors que la température enregistrée du TC2 (680 °C) pour le thermocouple 2 de stratégie zigzag est environ 70 °C plus élevés que les valeurs enregistrées au TC1 et environ 170 °C plus élevés que les valeurs enregistrées au TC3. Ce résultat est dû à l'emplacement différent de chaque thermocouple qui montrera une tendance et une température de pointe différentes. Notez que la température la plus élevée est

mesurée au centre du substrat, correspondant au thermocouple 2, tandis que la température la plus élevée suivante est mesurée à l'extrémité libre du substrat, correspondant au thermocouple 1. Enfin, la température la plus basse est mesurée à l'extrémité clampée de la plaque de base, correspondant au thermocouple 3.

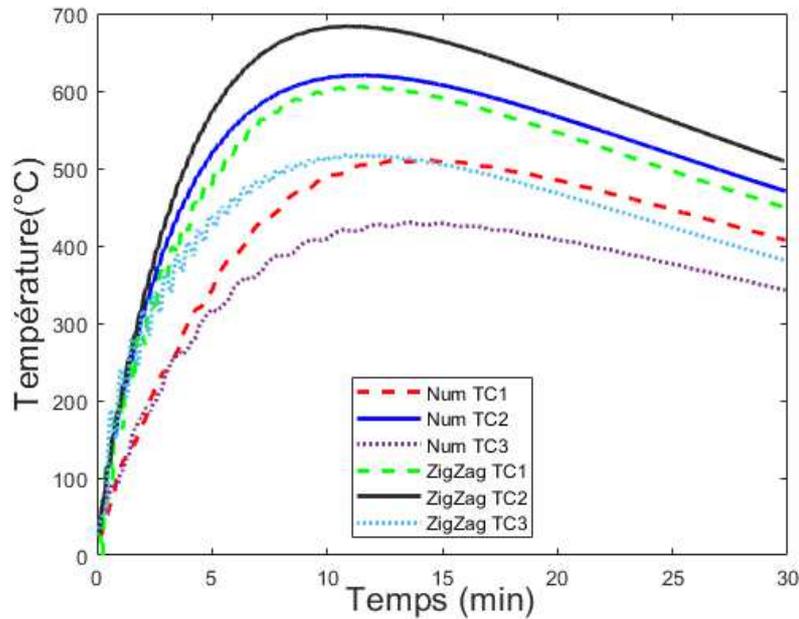


Figure 62 : Influence de la stratégie sur la température du modèle numérique

À partir de cette Figure 62, il apparaît clairement que la température enregistrée par chaque thermocouple du résultat thermique de la stratégie de Zig-Zag présente de nombreux pics dans les courbes. Ces pics sont causés par le mouvement du laser pendant le dépôt de la couche.

Notez que comme le fait paraître la Figure 62, il y a un accord que les résultats de température de la stratégie Zig-Zag sont plus élevés que les résultats thermiques du modèle numérique. La différence de résultat thermique entre le modèle numérique et la stratégie Zig-Zag est expliquée par la direction de la stratégie d'impression. Puisque la longueur du chemin laser de ces deux stratégies n'est pas la même. Il faut noter que chaque thermocouple présente une courbe et un pic de température différents selon l'endroit où la mesure de température est effectuée. On observe comme le montre la Figure 62 à partir des courbes de différences que la température

la plus élevée est mesurée au centre du substrat dans le résultat de ces deux stratégies, correspondant au thermocouple 2. Alors que la température la plus basse est mesurée au thermocouple 3 (TC3). D'après cette figure, il est évident que toutes les valeurs des courbes de la stratégie Zig-Zag accroissent de 17,21%, 10%, 15,7% de la température au thermocouple TC1, TC2 et TC3 respectivement par rapport aux valeurs du modèle numérique. Par exemple, la température maximale enregistrée au TC1 est d'environ 505 °C pour le modèle numérique. Alors que le résultat de la stratégie Zig-Zag atteint une température maximale de 610 °C au TC1. De même, la différence des températures de pointe du TC2 du résultat Zig-Zag est d'environ 60 °C supérieurs aux valeurs enregistrées au TC2 du modèle numérique. La température maximale enregistrée par chaque thermocouple pour l'ensemble des cas qui est résumé en Tableau 12.

Tableau 12 : Les températures maximales enregistrées de la stratégie zigzag

T max	Zigzag	Num
TC1 (°C)	610	505
TC2 (°C)	680	620
TC3 (°C)	510	430

Dans ce cas, ces différences entre le modèle numérique et la stratégie en zigzag sont dues à la différence de stratégie d'impression, de sorte que le trajet de la source de chaleur est plus long. Ce qui entraîne un refroidissement élevé et un taux de gradient de température plus important.

4.2.2.2 Évolution de la distorsion

Quand le modèle thermique est complet, l'historique thermique est exporté dans l'analyse mécanique. La chaleur du laser est transmise en permanence du dépôt de couches au substrat, provoquant la distorsion due au mécanisme d'expansion thermique différentielle. Après le processus de refroidissement, la rigidité du matériau se rétablit grâce à la diminution de la température.

Figure 63 correspond à la forme déformée de la stratégie Zigzag dans les directions x (longitudinale), y (transversale) et z (à l'épaisseur).

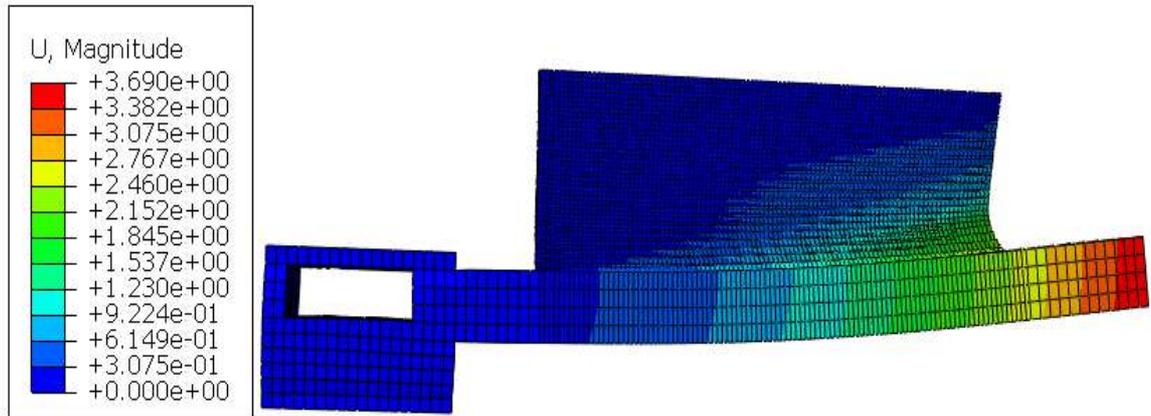


Figure 63 : Distribution de la distorsion

La raison de cette grande distorsion est causée par la source de chaleur sur le substrat froid qui génère de grands gradients thermiques. Cependant, pendant les premières couches initiales du processus DED, le substrat froid absorbe rapidement l'apport de chaleur. Ce qui réduit la taille réelle du bain de fusion, entraînant une réduction de l'épaisseur de la couche pendant le dépôt de métal.

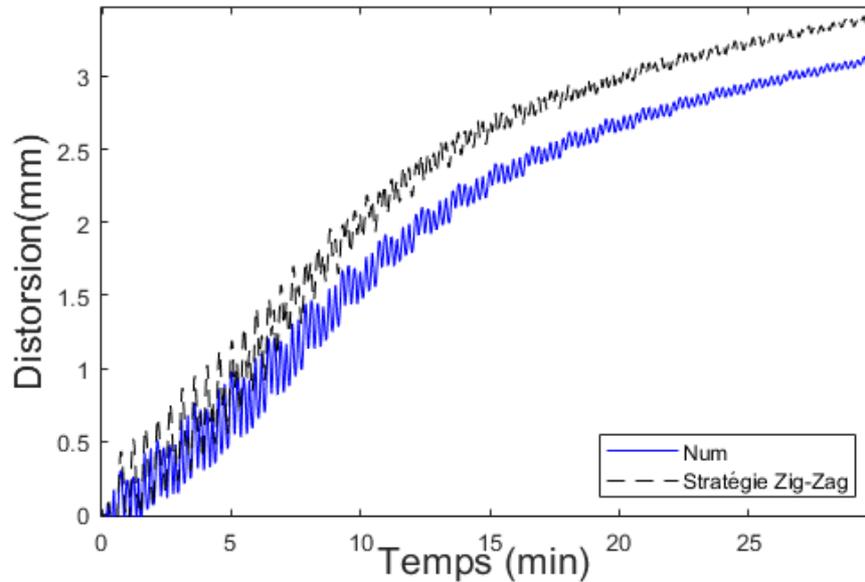


Figure 64 : Influence de la stratégie sur la distribution de la distorsion du modèle numérique

Comme indiqué sur la Figure 64, les variations des courbes sont dues au mouvement régulier du laser sur le chemin de balayage pendant le dépôt. Cette magnitude diminue lentement avec la distance du laser par rapport au nœud du capteur.

Cette figure compare la valeur de la courbe de la déformation entre les deux stratégies. Au début du processus d'impression, le modèle numérique et la stratégie Zigzag ont la même valeur de déviation négative à la première couche. C'est environ -0,29 mm, à cause de l'utilisation de la même puissance de source de chaleur qui est égale à 2000W. On peut observer dans cette figure, que la distorsion maximale relevée au nœud de LDS est d'environ 3,1 mm pour le modèle numérique alors que le résultat zigzag a obtenu une distorsion maximale de 3,5 mm. Dans ce cas, les résultats de la stratégie en zigzag ont augmenté de 10 % par rapport aux résultats du modèle numérique. Cette augmentation peut s'expliquer par le fait que la distorsion est causée par la méthode de balayage en zigzag lors de la déposition de la couche. Car ce type de balayage produit plus de chemins de déposition, de manière à prolonger le chemin de la source de chaleur. Ce qui entraîne un refroidissement élevé et un taux plus large de gradient de température, provoquant finalement une plus grande déviation et une plus grande distorsion.

4.2.2.3 La distribution des contraintes

Une fois le modèle thermique terminé, l'historique thermique est importé dans l'analyse mécanique sous forme de champ préenregistré pour faciliter la prédiction de la contrainte thermique. La contrainte résiduelle est obtenue en utilisant un balayage en zigzag pendant le dépôt des couches. Puisque ce balayage crée plus de chemins de dépôt, plus de rotations et de pauses de la source de chaleur laser, de sorte que le chemin de la source de chaleur devient plus long. Ce qui entraîne un refroidissement rapide et un gradient de température plus important, conduisant finalement à une déformation et une contrainte plus importante.

La Figure 65 a représenté la forme de la distorsion de la stratégie Zigzag dans les directions x (longitudinale), y (transversale) et z (à l'épaisseur).

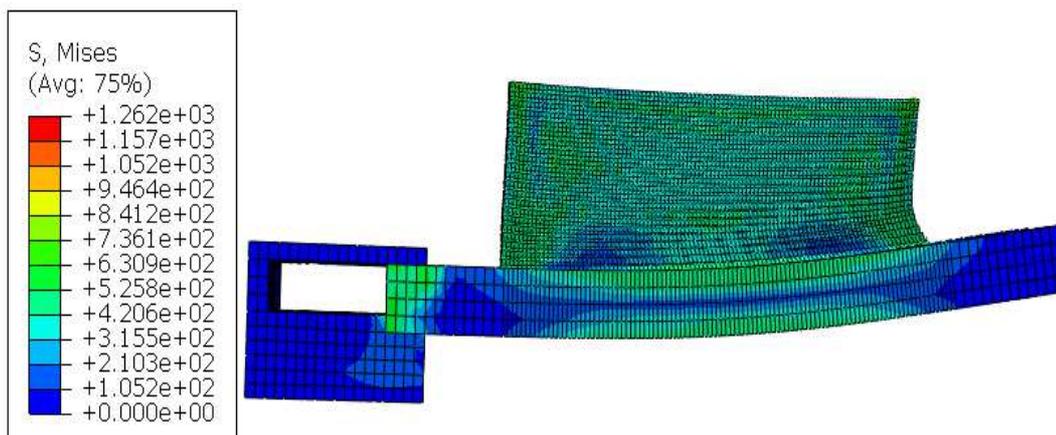


Figure 65 : Distribution des contraintes de la stratégie

La contrainte thermique dépend du gradient de température. Si le gradient de température est trop important, le dépassement de la contrainte thermique produit une déformation plastique. Après le dépôt des autres couches, la température du substrat augmente progressivement pour atteindre l'état d'équilibre entre le flux de chaleur et la diffusion de chaleur.

Après le refroidissement, la contrainte maximale stabilise finalement à environ 1262 MPa, à la jonction de la partie imprimante et du substrat en raison du grand gradient de température.

4.2.3 Effet de la stratégie de faible puissance

Pour la deuxième stratégie optimisée, la stratégie de balayage standard a été utilisée, mais avec une diminution de la puissance de la source de chaleur de 2000W à 1650W. Par cette méthode, il est possible d'avoir de meilleurs résultats de distorsion que la première stratégie. Note que, la puissance de 1350 W était suffisante pour obtenir une pénétration complète des poudres. Cet effet de la diminution de la puissance du laser, que la profondeur à laquelle le profil de fusion a commencé de changer de forme.

4.2.3.1 Les résultats thermiques

Le cycle thermique est l'évolution de la température au cours du temps. La Figure 66 montre l'influence de la stratégie de faible puissance sur la température du modèle numérique. Les courbes montrent les résultats de la température pendant l'impression de la stratégie à faible puissance à trois nœuds correspondant à trois positions de thermocouple sur le substrat.

Notez que les différentes histoires thermiques enregistrées sont dues aux différents emplacements des thermocouples TC1, TC2 et TC3 qui sont situés respectivement à l'extrémité libre du substrat, au centre et à l'extrémité de serrage du substrat.

À partir de la Figure 66, il est clairement évident que la température la plus élevée pour la stratégie de faible puissance est mesurée au centre du substrat, correspondant au thermocouple TC2. On peut voir que la courbe de Puissance TC2 pour le thermocouple 2 est près de 590 °C. Cette valeur est supérieure aux valeurs enregistrées à TC1 et TC3 respectivement d'environ 105 °C, 190 °C pour la stratégie de faible puissance.

À partir des courbes de stratégie de faible puissance, le thermocouple 3 situé à l'extrémité de la pince du substrat présente une température de pointe inférieure à celle des thermocouples TC1 et TC2. Ce dernier affiche une température de pointe de 400°C. Alors que le TC1 des thermocouples 1 a atteint une température de pointe de seulement 485 °C, soit environ 85 °C de plus que les valeurs enregistrées au TC3.

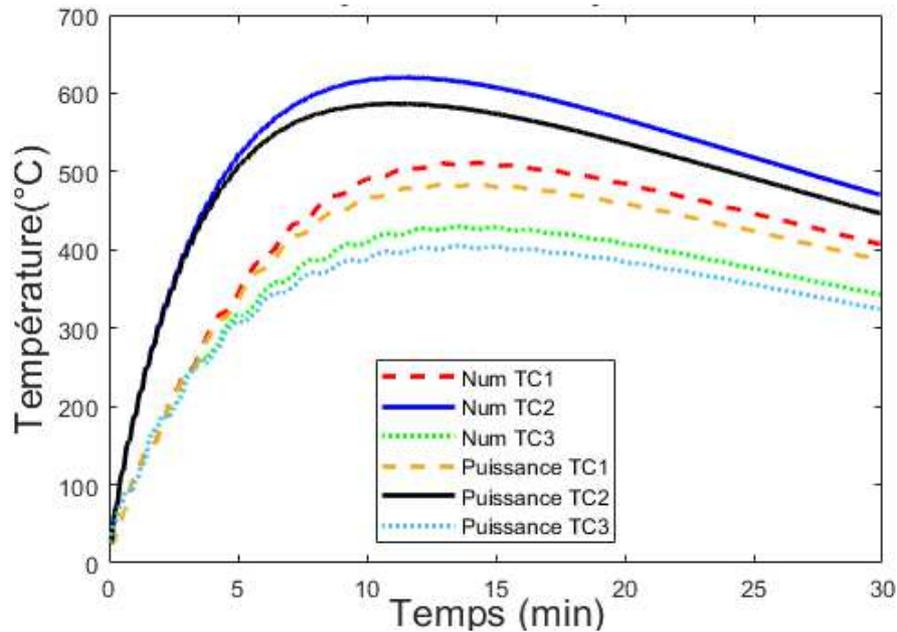


Figure 66 : Influence de la stratégie de faible puissance sur la température du modèle numérique

À partir de la Figure 66, les courbes des résultats thermiques issus du modèle numérique sont comparées par la nouvelle stratégie. On le voit sur cette figure, qu'il y a beaucoup de pics dans toutes les courbes qui sont causés par le mouvement du laser par rapport au capteur pendant le dépôt de la couche.

On constate qu'au tout début de l'impression, le substrat demeurant très froid. Pour cette raison, la température de la zone de fusion est inférieure à celle de la couche suivante en raison de la perte de chaleur par conduction. Notez qu'à cause de la perte de chaleur par convection et radiation, la température du substrat augmente pendant le premier tiers de l'impression. Mais elle diminue au fur et à mesure que la source de chaleur s'éloigne de l'emplacement du thermocouple. Les champs thermiques de ce modèle de stratégie sont testés par comparaison avec le modèle numérique tel qu'observé dans Figure 66. Ainsi, il a ensuite été utilisé pour générer le modèle statique permettant de simuler la forme de la zone de fusion afin de prédire la microstructure en pièce.

L'écart entre le modèle numérique et le résultat thermique de cette stratégie s'explique par la diminution de la puissance de la source de chaleur de 2000W à 1650W. Selon l'endroit où la mesure de température est prise, chaque trace de thermocouple montre une courbe et un pic de température différents. Il est observé dans Figure 66 comme indiqué les courbes de différences, la température la plus élevée est mesurée au centre du substrat dans le résultat de ces deux stratégies, correspondant à TC2 pour le thermocouple 2. Alors que la température la plus basse est mesurée à l'extrémité clampée du substrat, ce qui correspond au thermocouple 3. On observe, comme indiqué dans Figure 66 que les valeurs de toutes les courbes de stratégie de faible puissance diminuent de 30 °C de température par rapport aux valeurs du modèle numérique. Par exemple, la différence des températures de pointe du TC2 du modèle numérique est d'environ 30 °C supérieurs aux valeurs enregistrées au TC2 du résultat de la stratégie de faible puissance. Ces différences entre le modèle numérique et le résultat de la stratégie de faible puissance sont causées par la diminution de la puissance de la source de chaleur.

Tableau 13 : Le maximum de la température de la stratégie de faible puissance

T max	Faible puissance	Num
TC1 (°C)	485	505
TC2 (°C)	590	620
TC3 (°C)	400	430

4.2.3.2 Évolution de la distorsion

Dans cette section, l'influence des méthodes puissantes sur le développement de la distorsion finale est analysée. La Figure 67 montre la distribution de la déformation après refroidissement.

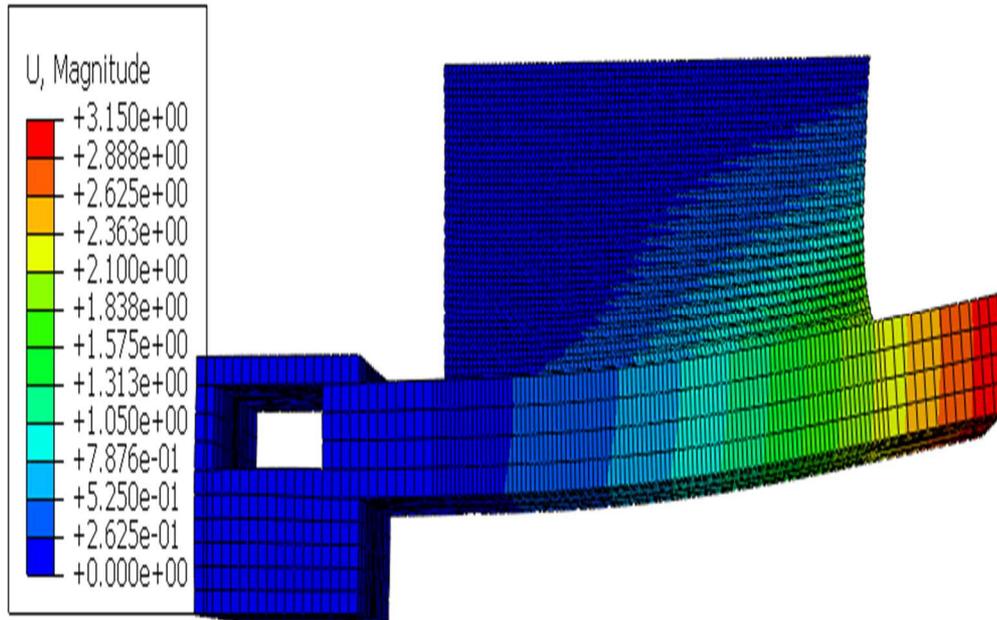


Figure 67 : Distribution de la déformation après refroidissement

La micrographie illustrée à la Figure 67 indique que lorsque la puissance du laser a diminué, la pièce a pris une nouvelle forme qui est due à la diminution de la distorsion.

La distorsion a diminué avec cette stratégie dans le dépôt de la couche qui peut être expliquée par la diminution de la puissance de la source de chaleur de 2000W à 1650W. Ce qui entraîne un faible refroidissement et une réduction du taux de gradient de température, ce qui induit une faible distorsion.

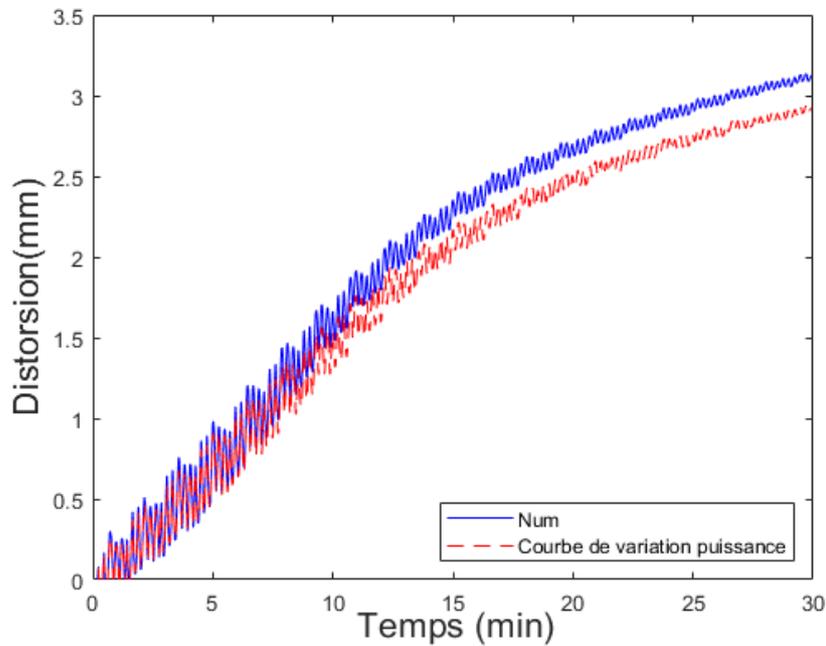


Figure 68 : Influence de la stratégie sur la distribution de la distorsion du modèle jusqu'à 30 minutes

La Figure 68 montre la valeur de la courbe de distorsion entre le modèle numérique et la stratégie de faible puissance. Alors que les pics dans toutes les courbes du modèle numérique et de la stratégie de faible puissance sont causés par le mouvement du laser pendant le dépôt de la couche.

Au début du processus d'impression, l'écart négatif initial de la première couche est nettement plus élevé que celui des autres couches, il est d'environ -0,29 mm et -0,25 mm pour le modèle numérique et la stratégie de faible puissance respectivement. Ce qui est causé par le large gradient thermique entre le matériau de construction et le substrat. C'est clair dans la figure, que la distorsion maximale enregistrée au nœud de LDS est d'environ 3,1 mm pour le modèle numérique. Alors que le résultat de la stratégie de faible puissance a atteint une distorsion maximale de 2,8 mm. Dans ce cas, on remarque que lorsque la puissance diminue de 20%, la distorsion résiduelle finale est également diminuée de 10%.

4.2.3.3 La distribution des contraintes

Une fois le modèle thermique terminé, l'historique thermique est importé dans l'analyse mécanique en tant que champ prédéfini pour avancer la prédiction de la contrainte thermique. Après avoir obtenu les mesures de déformation du modèle. La température transitoire est utilisée comme contrainte thermique dans l'analyse mécanique. Le même matériau a été utilisé pour le substrat et la pièce à fabriquer afin de prédire avec précision l'évolution des contraintes lors de l'analyse numérique. En conséquence, le champ de température dans la fusion devient dynamiquement stable en termes de forme et de taille. Ce qui permet de stabiliser l'épaisseur et la largeur de la couche déposée.

La couche déposée et le substrat se combinent dans la région qui présente la plus grande contrainte résiduelle. Alors que la contrainte résiduelle diminue progressivement à partir du moment où l'on s'éloigne de la couche déposée. Comme la température diminue progressivement, la contrainte thermique tend progressivement à être stable, pour former finalement la distorsion après le refroidissement comme indiqué dans la Figure 69.

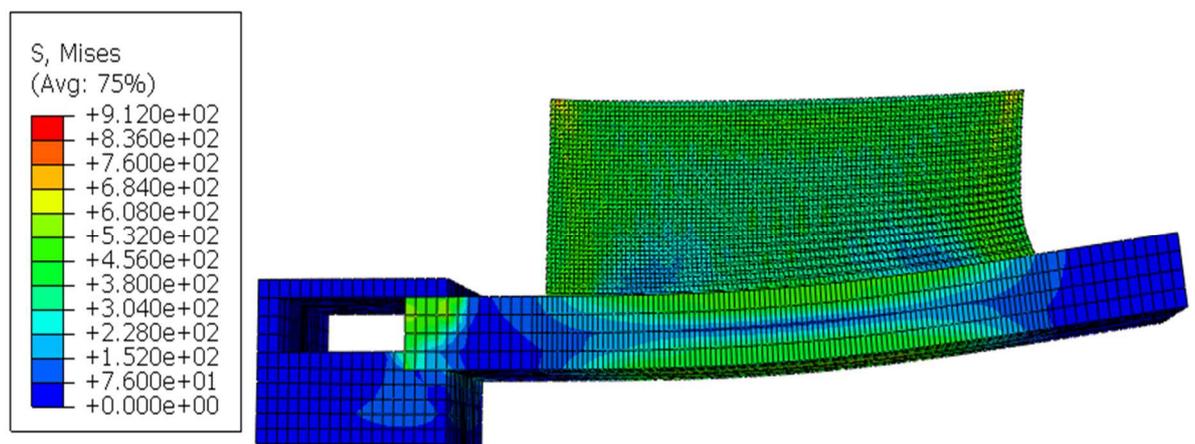


Figure 69 : Distribution des contraintes

Après le dépôt des autres couches, la température du substrat augmente progressivement pour atteindre l'état d'équilibre entre le flux de chaleur et la diffusion de chaleur. La valeur maximale est d'environ 912 MPa à la frontière entre

le substrat et la couche déposée. Mais la contrainte résiduelle diminue progressivement en s'éloignant de la couche déposée.

4.2.4 Effet de la stratégie de préchauffage de substrat

Dans le domaine de la fabrication additive, il est bien connu que la contrainte thermique constitue un risque important pour la qualité de la structure d'un produit. Il est donc important de comprendre l'évolution des contraintes résiduelles à travers la construction du produit couche par couche. Les recherches bibliographiques révèlent que le préchauffage du substrat est la technique la plus largement utilisée pour réduire la distorsion pendant les processus de FA. Dans la section suivante, l'aspect du processus DED a été examiné en traçant la distorsion et la température pendant la construction de la pièce à fabriquer. Le modèle EF utilisé dans cette étude est le même que celui décrit dans la section 3.2.

La méthode numérique utilisée dans la simulation du processus FA est une simulation transitoire thermomécanique, qui consiste en un modèle multiphysique couplé. En conséquence, un modèle découplé, mécanique élastique-plastique 3D est appliqué pour calculer la contrainte résiduelle et la distorsion à partir des données du modèle thermique. Ce modèle a été maillé avec le même maillage de l'analyse thermique. Pendant le refroidissement, le durcissement du plastique stabilise la résistance du matériau, conduisant à des contraintes résiduelles produites par ces importantes évolutions de gradients thermiques. C'est la raison pour laquelle le substrat est souvent chauffé avant la fabrication. En effet, si la température du substrat augmente, le gradient entre la fusion et le substrat est moins important. C'est qui induit à une diminution de contraintes résiduelles dans la pièce [96]. Les mécanismes de préchauffage empêchent la fissuration par l'augmentation de la ductilité du matériau et améliorent la possibilité de relâcher les contraintes. Mais le préchauffage de substrat a des effets négatifs, il peut induire les fissurations.

Comme le matériau solide en général est plus conducteur d'énergie. Il peut atteindre une plus grande dissipation de chaleur par conduction en un temps plus court et se

solidifier ensuite à la température ambiante. C'est qui permet d'influencer la distribution et l'intensité de la contrainte résiduelle.

En raison de la température plus basse de la poudre injectée, le gradient de température au début de la couche pendant le traitement laser est très élevé. Alors que la première couche fondue se rétracte pendant le cycle de refroidissement. Mais au fur et à mesure que d'autres couches sont appliquées, la couche déjà solidifiée retient et empêche la couche supérieure de se rétracter. Comme ce mécanisme se produit à chaque couche et à chaque étape du processus DED. Les contraintes résiduelles sont créées dans la pièce fabriquée.

4.2.4.1 Les résultats thermiques

La température du substrat est une propriété fondamentale à prendre en compte lors de la fabrication ou de l'impression de pièces à l'aide de la technologie DED. Le préchauffage adéquat de la chambre permet d'améliorer la qualité de la pièce imprimée. Nous avons constaté que les matériaux utilisés, leurs propriétés thermiques et la température du substrat peuvent contribuer à améliorer la qualité des pièces fabriquées. En réduisant les gradients de température dans la couche, ce qui permet de réduire les contraintes résiduelles.

La température des particules de poudre augmente rapidement sous l'action de l'absorption d'énergie laser. Cependant, l'intensité énergétique de la source peut également être élevée pour évaporer le matériau. Pour cela, la température de préchauffage doit être inférieure de température de fusion de matériau.

Le champ thermique change lorsque la source laser se déplace le long de la piste. Tel que, le bain de fusion se déplace avec la source laser. La distribution de la température dans la couche est principalement influencée par la densité d'énergie, qui est en fonction de la puissance du laser, de la taille du spot, de la vitesse de balayage, et de la stratégie de balayage.

Dans les figures suivantes, les courbes montrent les résultats de la température pendant l'impression de la stratégie de préchauffage sous différentes températures à trois nœuds correspondant à trois positions de thermocouple sur le substrat.

La Figure 70 montre l'évolution de la température de thermocouple TC1 obtenus à partir des mesures du modèle numérique de différentes stratégies de préchauffage le long de la direction z.

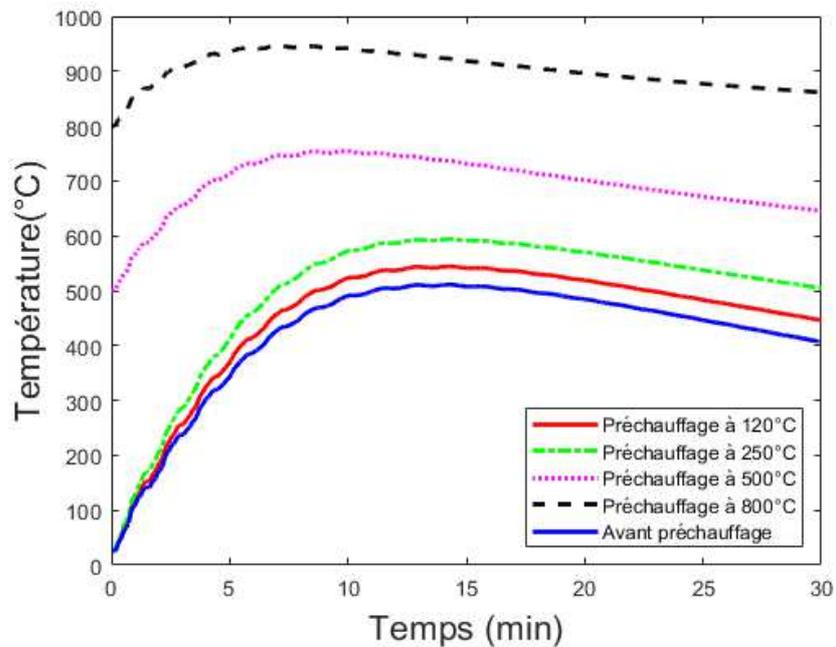


Figure 70 : La température enregistrée par TC1

On observe, dans la Figure 70, que la température enregistrée de thermocouple TC1 du résultat thermique de chaque stratégie utilisée présente de nombreux pics dans les courbes. Ces pics sont causés par le mouvement du laser pendant le dépôt de la couche qui s'éloigne par rapport à l'emplacement de capteur TC1. Les températures maximales mesurées par le thermocouple TC1 pour tous les cas de préchauffage sont reprises en Tableau 14.

Tableau 14 : Les températures maximales mesurées par TC1

Préchauffage à	0°C	120°C	250°C	500°C	800°C
TC1(°C)	505	540	590	750	945

On note que la température de pointe mesurée de TC1 pour la stratégie sans préchauffage est d'environ 505 °C. Alors que la température maximale mesurée de TC1 pour la stratégie avec préchauffage à 250°C est égale à 600 °C. En plus, la température maximale mesurée de TC1 pour la stratégie avec préchauffage à 800°C est égale à 950 °C. Donc, il est clair qu'en augmentant la température du substrat, la température maximale de thermocouple TC1 obtenu augmente également.

La principale implication de l'augmentation de la température du substrat fait que le processus de DED dissipe moins d'énergie du flux thermique, réduisant ainsi le gradient de température à travers l'épaisseur de la couche.

Comme le révèle la Figure 71, les champs thermiques de ces modèles stratégiques sont comparés aux champs thermiques du modèle numérique à l'aide de thermocouple TC2.

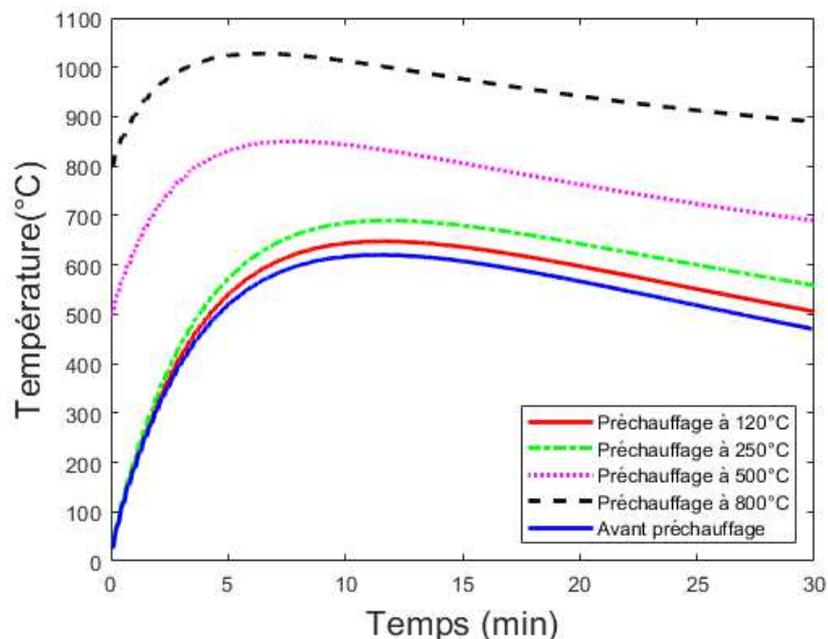


Figure 71 : Évolution de la température du TC2 en fonction du temps

La Figure 71 illustre les résultats de température de thermocouple TC2 pendant le dépôt du matériau du modèle numérique avant et après les préchauffages de substrat. Selon la stratégie de préchauffage utilisée, chaque trace de thermocouple

montre une température de pointe différente. La température la plus élevée est mesurée toujours au centre du substrat, correspondant à TC2 pour le thermocouple 2. On note que la température de pointe mesurée de TC2 est d'environ 620 °C pour le modèle numérique avant préchauffage. Alors que le résultat de température maximale mesurée de TC2 a atteint un pic de température de 645 °C pour le préchauffage à 120°C contre un pic de 1020 °C dans le modèle de préchauffage à 800°C.

Les températures maximales enregistrées de thermocouple TC2 pour l'ensemble des cas sont résumées dans le Tableau 15.

Tableau 15 : La température maximale de TC2 pour chaque stratégie de préchauffage

Préchauffage à	0°C	120°C	250°C	500°C	800°C
TC2(°C)	620	645	690	840	1020

Il est évident qu'en augmentant la température du substrat, on augmente également la température maximale atteinte. C'est qui augmente le gradient de température de la couche. L'historique des températures mesurées correspondantes du TC3 de ces stratégies est présenté en Figure 72.

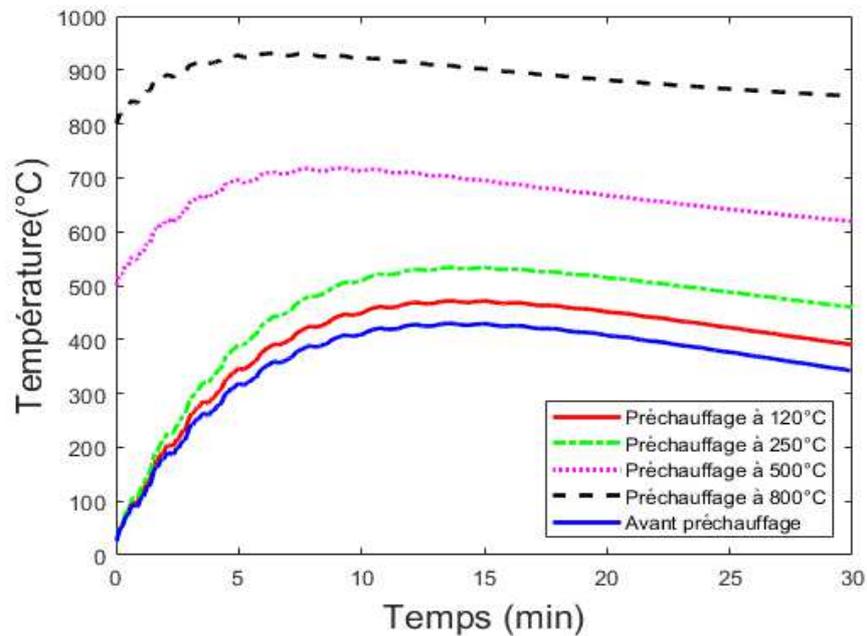


Figure 72 : Évolution de la température du TC3 en fonction du temps

À partir de la Figure 72, il est clairement évident que la température la plus élevée est mesurée à la stratégie avec préchauffage à 800°C qu'est égal à 925°C. On peut voir que la température de TC3 pour la stratégie avec préchauffage de 500°C est près de 710 °C. Néanmoins, la température maximale de TC3 du modèle numérique sans préchauffage est égale à 430°. Cette valeur est inférieure aux valeurs enregistrées à TC3 de préchauffage à 120°C et 250°C respectivement d'environ 30 °C, 100 °C. Les températures maximales mesurées par le thermocouple TC3 pour tous les cas de préchauffage sont reprises en Tableau 16.

Tableau 16 : Les températures maximales mesurées par TC3

Préchauffage à	0°C	120°C	250°C	500°C	800°C
TC3(°C)	430	460	530	710	925

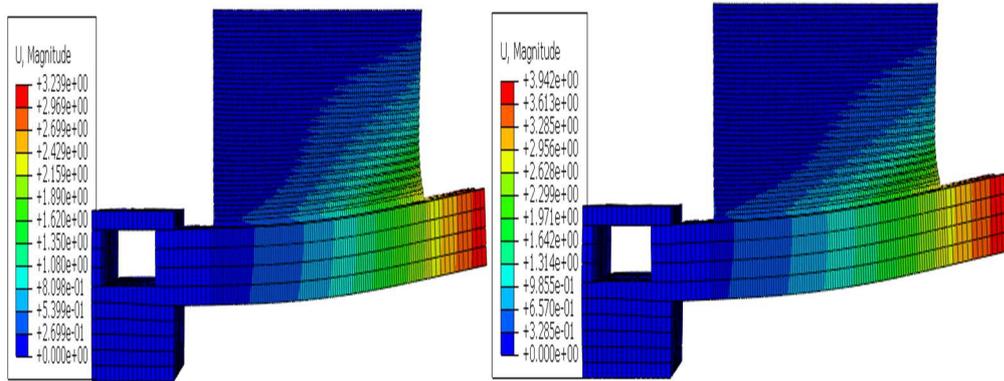
C'est clair que, l'augmentation de la température du substrat accroît aussi le pic de la température maximale. Ces résultats montrent qu'en augmentant la température du substrat, le bain de fusion dissipe moins d'énergie du flux thermique, ce qui

diminue le gradient de température sur l'épaisseur de la couche. On peut obtenir de meilleurs résultats en contrôlant la température de préchauffage de l'ensemble du substrat.

4.2.4.2 Évolution de la distorsion

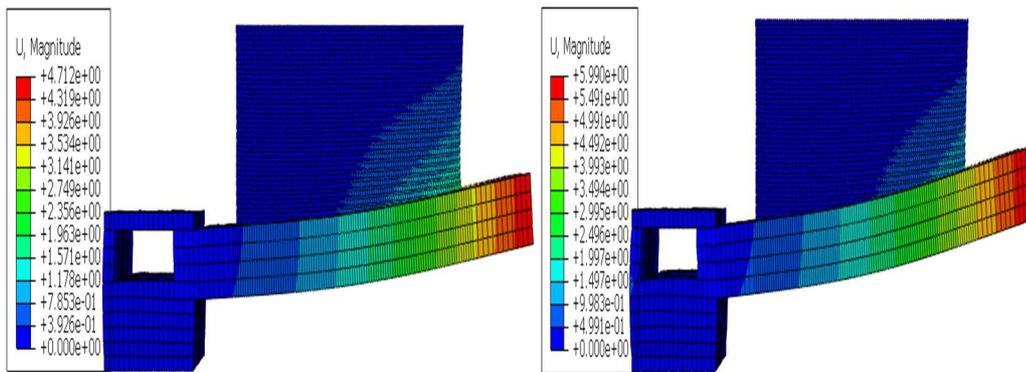
Une fois le modèle thermique est terminé, l'historique thermique est exporté pour l'analyse mécanique. La chaleur du laser est transférée en continu de la couche déposée au substrat, provoquant une déformation due à différents mécanismes de dilatation thermique. Tel que, la couche déposée et le substrat se combinent dans la région qui présente la plus grande contrainte résiduelle. Alors que la contrainte résiduelle diminue progressivement à partir du moment où l'on s'éloigne de la couche déposée. Comme la température diminue progressivement, la contrainte thermique tend progressivement à être stable, pour former finalement la distorsion après le refroidissement. Après le processus de refroidissement, la rigidité du matériau est restaurée en raison de la chute de température. Dans cette section, l'influence du processus de préchauffage sur le développement des contraintes résiduelles a été étudiée. Il est bien connu que le préchauffage du substrat est une solution efficace pour réduire les contraintes résiduelles et la distorsion en FA. Le développement de déformations et de contraintes peut être atténué en réduisant le gradient de température pendant la première déposition du métal. Par conséquent, le dépôt de la première couche joue un rôle important dans le développement de la contrainte thermique, puisque le champ de température initial du substrat est plus froid par rapport aux conditions thermiques pendant la déposition du matériau.

Figure 73 montre la distribution de la distorsion dans les directions x, y et z pour les différentes températures de préchauffage.



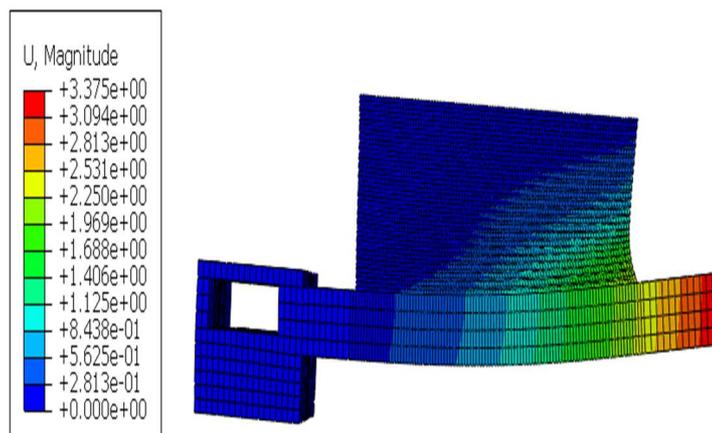
(a)

(b)



(c)

(d)



(e)

Figure 73 : Distribution de la distorsion (a) préchauffage de 120°C, (b)préchauffage de 250°C, (c)préchauffage de 500°C, (d)préchauffage de 800°C, (e)avant le préchauffage

La modification des conditions de traitement entraîne différents degrés de déformation du substrat. Le préchauffage du substrat réduit considérablement le gradient thermique à proximité du bain de fusion pendant le dépôt de la première couche, réduisant ainsi la déformation accumulée pendant cette couche. L'effet du préchauffage du substrat sur la distorsion est visible sur la Figure 74. Les différentes températures de préchauffage appliquées au substrat sont : 120°C, 250°C, 500°C et 800°C respectivement.

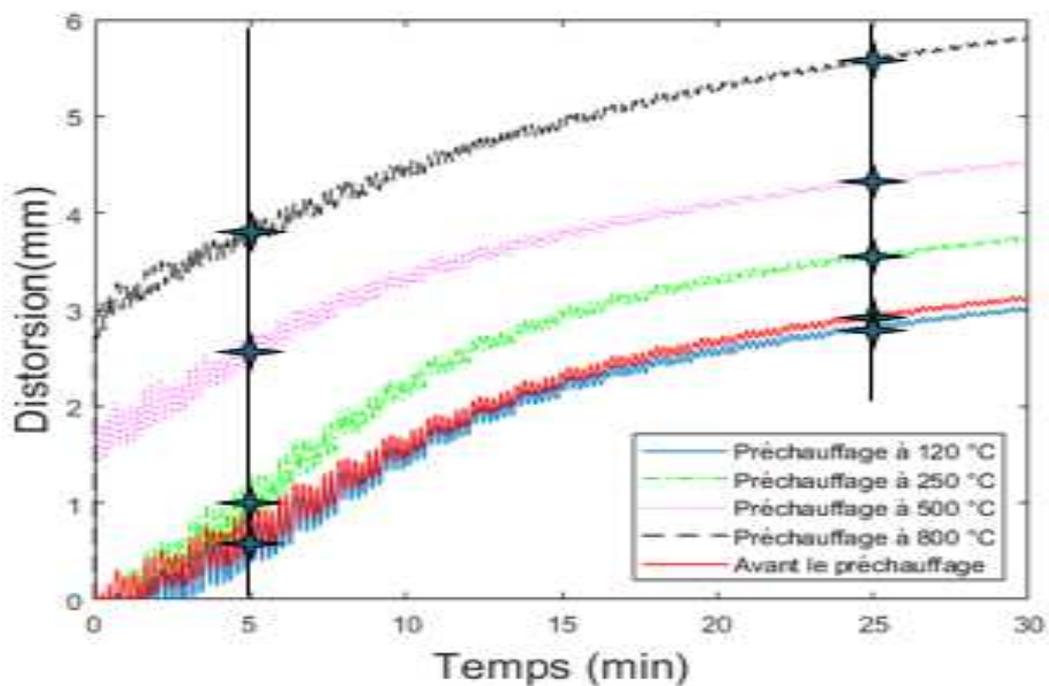


Figure 74 : Influence of strategy on the distribution of model distortion up to 30 minutes

Comme indiqué sur la Figure 74, les variations des courbes sont dues au mouvement régulier du laser sur le chemin de balayage pendant le dépôt. Cette magnitude diminue lentement avec la distance du laser par rapport au nœud du capteur.

Les résultats révèlent que le préchauffage atténue la distorsion lorsque la température de préchauffage dépasse 120°C. Ce principe s'applique si l'on considère l'effet de la température de préchauffage : plus la température de préchauffage est élevée, plus le gradient de température est faible. En augmentant

la température de préchauffage, on réduit progressivement les contraintes de traction dans le dépôt métallique et le substrat. Les contraintes résiduelles provoquent une déformation de la pièce en raison de la relaxation des contraintes. L'expansion du matériau pendant les cycles de chauffage (c'est-à-dire la contrainte de traction) et la rétraction du matériau pendant le refroidissement (c'est-à-dire la contrainte de compression) provoquent le rétrécissement et la fissuration des couches. En effet, cette déformation peut être limitée, mais pas éliminée.

Après le départ du faisceau laser, la zone rayonnée se refroidit et a tendance à se rétracter. Le rétrécissement est partiellement arrêté en raison de la déformation plastique générée pendant le chauffage. Pour cela si on dépasse la température de 250°C, on obtient un effet inverse de préchauffage. Comme il est illustré dans la Figure 74, la distorsion augmente à partir de température de préchauffage de 250°C. Plus le coefficient de dilatation thermique est élevé, plus le gauchissement de la pièce est important.

La Figure 73 et Figure 74 révèlent des caractéristiques importantes liées à la déformation du substrat. Tout d'abord, les données montrent que le préchauffage du substrat a un effet opposé sur la distorsion lorsque la température de préchauffage dépasse 250°C. Cette augmentation peut provoquer finalement une plus grande déviation et une plus grande distorsion.

Le préchauffage du substrat réduit de 5 % la déformation accumulée dans la toute la pièce. Il est clair que la distorsion maximale enregistrée au nœud de LDS est d'environ 3,1 mm pour le modèle numérique sans préchauffage alors que le résultat de la stratégie de préchauffage à 120°C a atteint une distorsion maximale de 2,95 mm. Mais, il est d'environ 5,8 mm sur la distorsion de pointe dans la simulation de la stratégie de préchauffage à 800°C. Cependant, la distorsion maximale enregistrée au nœud de LDS est d'environ 4,5 mm pour le modèle numérique avec préchauffage de 500°C. On peut remarquer aussi que la valeur de la distorsion est égale à 3,7 mm pour le modèle numérique de préchauffage à 500°C.

Les résultats de préchauffage sur les 7^{èmes} couches et la 35^{ème} couche du modèle numérique sont repris en Tableau 17.

Tableau 17 : L'influence de préchauffage sur les couches 7 et 35

	Couche N°7	Pourcentage de différence	Couche N°35	Pourcentage de différence
Préchauffage à 120°C	0,83	14,4	2,825	3,41
Préchauffage à 250°C	1,28	31,95	3,558	21,36
Préchauffage à 500°C	2,756	184,12	4,31	47,09
Préchauffage à 800°C	3,92	304,6	5,6	91,12
Avant le préchauffage	0,97	-	2,93	-

Premièrement, le préchauffage du substrat à 120°C réduit la quantité totale de distorsion pour les 7^{ème} couches et 35^{ème} couches de 14,4% et 3,41% respectivement. Les distorsions sont augmentées de 31,95% et 21,36% pour 7^{ème} couches et 35^{ème} couches dans le cas du préchauffage à 250°C. Le préchauffage du substrat à 500°C augmente la déformation totale, les distorsions sont augmentées de 184,12% et 47,09% pour la 7^{ème} couche et 35^{ème} couche respectivement. Le cas du préchauffage à 800°C a augmenté la quantité de distorsion pour 7^{ème} couches et 35^{ème} couches presque de 304,6% et 91,12% respectivement. Cette différence entre les valeurs de la distorsion est attribuée à une différence de température initiale importante entre les surfaces supérieures et inférieures au début du processus de dépôt.

Finalement, la température de substrat permet de diminuer ou augmenter la distorsion. On peut dire que ça dépend les matériaux utilisés et leurs propriétés

thermiques, la température du substrat, peuvent améliorer ou réduire la qualité des composants fabriqués.

Synthèse

Dans cette étude, des simulations par éléments finis en fonction des paramètres de processus FA ont été menées pour prédire les déformations des pièces, les contraintes résiduelles et les évolutions de la microstructure qui se produisent pendant la construction couche par couche de la pièce additive. Tout particulièrement, un modèle couplé paramétré d'analyse thermomécanique a été développé. La distribution thermique détermine la réponse mécanique, tandis que la réponse mécanique a un effet très faible sur le comportement thermique de la pièce. Par conséquent, le modèle développé permet d'utiliser les résultats du problème de transfert de chaleur comme une entrée sous forme de sollicitation thermique dans la simulation mécanique. Enfin, de nouvelles stratégies ont été proposées pour rendre les résultats de la simulation homogènes avec les résultats expérimentaux et par conséquent diminuer les valeurs de contrainte résiduelle ainsi que de la distorsion. Ainsi, il est très intéressant que le modèle thermique simule la forme de la fusion pour prédire la microstructure dans la FA.

Dans cette étude, l'examen des effets du mode de balayage, du préchauffage et de la stratégie Zig-Zag sur la réponse mécanique et thermique pendant l'impression ont été étudiés pour déterminer les meilleures stratégies qui permettent de réduire la distorsion et la contrainte résiduelle.

CHAPITRE 5 CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE

5.1 Conclusions

Dans ce mémoire, une modélisation numérique, expérimentale et analyse analytique de la fiabilité de méthodes de détection et de prédiction de défauts dans la fabrication additive sont réalisées. Pour cela, le travail est basé sur la méthode des éléments finis 3D avec des méthodes de traitements d'images.

Dans le chapitre 1, la fabrication additive, leurs domaines d'utilisation, les avantages et le futur de ce domaine ont été introduits. Ensuite, la problématique de notre projet et les défis à surmonter ont été envisagés.

Dans le chapitre 2, une description de quelques informations générales sur la technologie de fabrication additive a été détaillée plus spécifiquement les procédés PBD, DED et FDM. Des techniques de détection de défauts ont été présentées. Finalement, les principaux phénomènes physiques qui se produisent lors de l'impression dans chaque couche ont été mis en évidence afin d'identifier les paramètres qui ont un effet direct ou indirect sur le comportement du matériau.

Le chapitre 3 a été consacré à la méthodologie. Dans un premier temps, un système de vision par ordinateur a été développé pour la surveillance des défauts d'impression en imprimant une géométrie simple comme échantillon d'essai avec un défaut de manque et d'excès de matière. Par la suite, la méthode numérique a été exposée dans la simulation du processus FA. Par conséquent, un modèle découplé, dans lequel les résultats du problème de transfert de chaleur sont utilisés comme une entrée de charge thermique dans le problème mécanique.

Dans le chapitre 4, les résultats ont été exposés. Premièrement, une interface application-designer a été créée qui permet d'afficher l'image de référence générée à partir du code G, l'image de couche capturée par la caméra USB et les résultats de leur comparaison avec huit différentes méthodes. Ensuite, un modèle de prédiction de distorsion à l'aide des simulations par éléments finis a été développé. Pour se faire, les effets du mode de balayage, du préchauffage et de la stratégie Zig-Zag sur la réponse mécanique et thermique pendant l'impression ont été étudiés pour

déterminer les meilleures stratégies qui permettent de réduire la distorsion et la contrainte résiduelle.

Finalement, on peut affirmer que les objectifs de cette étude ont été atteints. Ainsi, les résultats obtenus ont permis de tirer les conclusions suivantes :

- Des modèles de détection et de prédiction de défaillances dans la fabrication additive ont été développés.
- La puissance de la méthode de corrélation croisée a été prouvée dans la localisation de défauts.
- La diminution de la puissance laser de 20% engendre une diminution de la température maximale de 30 °C.
- Le changement de trajectoire laser a augmenté la distorsion.
- La diminution de la puissance a provoqué une diminution de la distorsion.
- Le préchauffage a atténué les contraintes résiduelles lorsque la température de préchauffage dépasse 120°C.
- Si la température dépasse 250°C, un effet inverse de préchauffage est observé.

5.2 Perspectives

À la suite de ce travail, de nombreuses perspectives peuvent être explorées :

- Une mise en œuvre d'un système de mesure multicapteurs sera nécessaire pour la surveillance in situ du processus de la modélisation par dépôt fondu. Un réseau de capteurs composé d'accéléromètres et de thermocouples sera intégré à la machine 3D FDM de type Ultimaker 2 Extended +. Ce système de mesure acquiert les informations suivantes sur le processus tel que : les thermocouples seront utilisés pour mesurer la température ambiante de la chambre, la température de l'extrudeuse et la température de lit de construction. Cela nous permet de valider les résultats de la stratégie du préchauffage. Ainsi que les accéléromètres seront utilisés pour mesurer la vibration de lit de construction et la vibration de l'extrudeuse afin de prédire la rugosité de surface en temps réel.

- Des efforts supplémentaires peuvent être fournis pour prédire la porosité dans les pièces imprimées en 3D par dépôt d'énergie dirigé afin d'augmenter leur durée de vie. On peut utiliser l'intelligence artificielle, telle que le réseau de neurones à convolution (CNN) pour la reconnaissance du défaut de porosité. Pour se faire, tout d'abord, on rassemble un ensemble de 300 images d'objets imprimés présentant le phénomène de porosité. Ensuite, on entraîne le modèle pour reconnaître les caractéristiques spécifiques de porosité dans les images. Enfin, on valide le modèle entraîné pour évaluer ses performances de prédiction de porosité dans chaque couche de la pièce additive.
- Pour obtenir un bon modèle de simulation, il sera intéressant de valider les résultats de la stratégie Zig-Zag avec des essais expérimentaux. Pour se faire, un système de mesure sera implémenté tel que la photodiode, le pyromètre et la caméra CCD pour détecter et analyser le signal de température infrarouge (IR) émis par le bain de fusion.

Enfin, notre ambition est d'arriver à construire une imprimante 3D capable de corriger elle-même les erreurs détectées au cours du processus d'impression.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] M. Mozaffar, S. Liao, H. Lin, K. Ehmann, et J. Cao, « Geometry-agnostic data-driven thermal modeling of additive manufacturing processes using graph neural networks », *Addit. Manuf.*, vol. 48, p. 102449, déc. 2021, doi: 10.1016/j.addma.2021.102449.
- [2] Z. Hong et R. Liang, « IR-laser assisted additive freeform optics manufacturing », *Sci. Rep.*, vol. 7, n° 1, Art. n° 1, août 2017, doi: 10.1038/s41598-017-07446-8.
- [3] M. A. Pollard, « Additive Manufacturing for Composite Fabrication: A Study on the Porosity Reduction of Printed Components for Tooling Applications », M.S.I.E., Ann Arbor, United States, 2018. Consulté le: 14 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2157976972/abstract/9CA6B9DEC84C4159PQ/1>
- [4] D. Singh, D. Singh, et S. S. Han, « 3D Printing of Scaffold for Cells Delivery: Advances in Skin Tissue Engineering », *Polymers*, vol. 8, p. 19, janv. 2016, doi: 10.3390/polym8010019.
- [5] W. Young, « MLPDS: Machine Learning-Based Porosity Detection Systems for Real-Time Monitoring of the Selective Laser Melting Process », M.S., California State University, Long Beach, United States -- California, 2022. Consulté le: 12 décembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2723565253/abstract/96E05780B75E4310PQ/1>
- [6] T. G. Fleming, « In Situ and Operando Monitoring of Laser Additive Manufacturing », Ph.D., Ann Arbor, United States, 2022. Consulté le: 22 décembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2748386305/abstract/A4B3B9FC385D4C2BPQ/1>
- [7] M. Zheng, « Study of Recyclable and Repairable Dynamic Covalent Polymers for Sustainable 3d Printing Development », Ph.D., Ann Arbor, United States, 2021. Consulté le: 19 décembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2714874396/abstract/9D8CE68623254D2DPQ/1>
- [8] H. W. Stoll, « Design for Manufacture: An Overview », *Appl. Mech. Rev.*, vol. 39, n° 9, p. 1356-1364, sept. 1986, doi: 10.1115/1.3149526.
- [9] F. Jovane *et al.*, « The incoming global technological and industrial revolution towards competitive sustainable manufacturing », *CIRP Ann. - Manuf. Technol.*, vol. 57, n° 2, p. 641-659, 2008, doi: 10.1016/j.cirp.2008.09.010.

- [10] A. Skowroński, « A civilization based on sustainable development: its limits and prospects », *Sustain. Dev.*, vol. 16, n° 2, p. 117-125, 2008, doi: 10.1002/sd.341.
- [11] « History of 3D Printing: It's Older Than You Think [Updated] ». <https://redshift.autodesk.com/history-of-3d-printing/> (consulté le 14 mars 2022).
- [12] M. Salmi, « Additive Manufacturing Processes in Medical Applications », *Materials*, vol. 14, n° 1, Art. n° 1, janv. 2021, doi: 10.3390/ma14010191.
- [13] X. Bai, H. Zhang, et G. Wang, « Improving prediction accuracy of thermal analysis for weld-based additive manufacturing by calibrating input parameters using IR imaging », *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 69, n° 5-8, p. 1087-1095, nov. 2013, doi: 10.1007/s00170-013-5102-y.
- [14] L. Li, « Improving Precision of Material Extrusion 3D Printing by in-situ Monitoring and Predicting 3D Geometric Deviation Using Conditional Adversarial Networks », Ph.D., Ann Arbor, United States, 2020. Consulté le: 14 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2424124397/abstract/676EE9A20E424908PQ/1>
- [15] A. Gebhardt et J.-S. Hötter, *Additive Manufacturing: 3D Printing for Prototyping and Manufacturing*. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 2016. doi: 10.3139/9781569905838.
- [16] Y. Al-Meslehi, « Predictive Modeling for Metal Additive Manufacturing - Key Characteristics and Porosity Characterization », 2021.
- [17] H. Kim, Y. Lin, et B. Tseng, « A review on quality control in additive manufacturing », *Rapid Prototyp. J.*, vol. 24, p. 00-00, mars 2018, doi: 10.1108/RPJ-03-2017-0048.
- [18] Y. Huang, M. C. Leu, J. Mazumder, et A. Donmez, « Additive Manufacturing: Current State, Future Potential, Gaps and Needs, and Recommendations », *J. Manuf. Sci. Eng.*, vol. 137, n° 1, p. 014001, févr. 2015, doi: 10.1115/1.4028725.
- [19] « Additive Manufacturing market forecast to reach \$51 billion by 2030 », *Metal Additive Manufacturing*, 8 avril 2021. <https://www.metal-am.com/am-market-forecast-to-reach-51-billion-by-2030/> (consulté le 14 mars 2022).
- [20] C. V. Amaechi, E. F. Adefuye, I. M. Kgosiemang, B. Huang, et E. C. Amaechi, « Scientometric Review for Research Patterns on Additive Manufacturing of Lattice Structures », *Mater. Basel Switz.*, vol. 15, n° 15, p. 5323, août 2022, doi: 10.3390/ma15155323.
- [21] M. Khanzadeh, W. Tian, A. Yadollahi, H. R. Doude, M. A. Tschopp, et L. Bian, « Dual process monitoring of metal-based additive manufacturing using tensor decomposition of thermal image streams », *Addit. Manuf.*, vol. 23, p. 443-456, oct. 2018, doi: 10.1016/j.addma.2018.08.014.
- [22] F42 Committee, « Terminology for Additive Manufacturing Technologies », ASTM International. doi: 10.1520/F2792-12A.

- [23] M. Montazeri, « Smart Additive Manufacturing: In-Process Sensing and Data Analytics for Online Defect Detection in Metal Additive Manufacturing Processes », Ph.D., Ann Arbor, United States, 2019. Consulté le: 14 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2363256740/abstract/7D72402681264C72PQ/1>
- [24] T. Hettesheimer, S. Hirzel, et H. B. Roß, « Energy savings through additive manufacturing: an analysis of selective laser sintering for automotive and aircraft components », *Energy Effic.*, vol. 11, n° 5, p. 1227-1245, juin 2018, doi: 10.1007/s12053-018-9620-1.
- [25] M. Schwalbe, *Predictive theoretical and computational approaches for additive manufacturing: proceedings of a workshop*. Washington, DC: the National Academies Press, 2016.
- [26] X. Tan, Y. Kok, S. B. Tor, et C. K. Chua, « Application of Electron Beam Melting (EBM) in Additive Manufacturing of an Impeller », in *Proceedings of the 1st International Conference on Progress in Additive Manufacturing*, Research Publishing Services, 2014, p. 327-332. doi: 10.3850/978-981-09-0446-3_076.
- [27] Qian Bin 钱滨, Liu Chang 刘畅, et Qiu Jianrong 邱建荣, « Status and Prospect of Laser Additive Manufacturing of Ceramic Materials », *Laser Optoelectron. Prog.*, vol. 55, n° 1, p. 011408, 2018, doi: 10.3788/LOP55.011408.
- [28] P. K. Rao, J. (Peter) Liu, D. Roberson, et Z. (James) Kong, « Sensor-Based Online Process Fault Detection in Additive Manufacturing », in *Volume 2: Materials; Biomanufacturing; Properties, Applications and Systems; Sustainable Manufacturing*, Charlotte, North Carolina, USA: American Society of Mechanical Engineers, juin 2015, p. V002T04A010. doi: 10.1115/MSEC2015-9389.
- [29] S. M. Thompson, L. Bian, N. Shamsaei, et A. Yadollahi, « An overview of Direct Laser Deposition for additive manufacturing; Part I: Transport phenomena, modeling and diagnostics », *Addit. Manuf.*, vol. 8, p. 36-62, oct. 2015, doi: 10.1016/j.addma.2015.07.001.
- [30] K. Paraskevoudis, P. Karayannis, et E. P. Koumoulos, « Real-Time 3D Printing Remote Defect Detection (Stringing) with Computer Vision and Artificial Intelligence », *Processes*, vol. 8, n° 11, p. 1464, nov. 2020, doi: 10.3390/pr8111464.
- [31] W. Ren et J. Mazumder, « In-situ porosity recognition for laser additive manufacturing of 7075-Al alloy using plasma emission spectroscopy », *Sci. Rep.*, vol. 10, n° 1, p. 19493, déc. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-75131-4.
- [32] X. H. Zou *et al.*, « Accuracy improvement of quantitative analysis in laser-induced breakdown spectroscopy using modified wavelet transform », *Opt. Express*, vol. 22, n° 9, p. 10233, mai 2014, doi: 10.1364/OE.22.010233.

- [33] L. Scime et J. Beuth, « Anomaly detection and classification in a laser powder bed additive manufacturing process using a trained computer vision algorithm », *Addit. Manuf.*, vol. 19, p. 114–126, janv. 2018, doi: 10.1016/j.addma.2017.11.009.
- [34] R. Jafari, M. Khanzadeh, W. Tian, B. Smith, et L. Bian, « From in-situ monitoring toward high-throughput process control: cost-driven decision-making framework for laser-based additive manufacturing », *J. Manuf. Syst.*, vol. 51, mars 2019, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.02.005.
- [35] M. S. Khandpur, M. Galati, P. Minetola, G. Marchiandi, L. Fontana, et V. Stiuso, « Development of a low-cost monitoring system for open 3 d printing », *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1136, p. 012044, juin 2021, doi: 10.1088/1757-899X/1136/1/012044.
- [36] M. Aminzadeh et T. R. Kurfess, « Online quality inspection using Bayesian classification in powder-bed additive manufacturing from high-resolution visual camera images », *J. Intell. Manuf.*, vol. 30, n° 6, p. 2505–2523, août 2019, doi: 10.1007/s10845-018-1412-0.
- [37] H. Krauss, C. Eschey, et M. F. Zaeh, « Thermography for Monitoring the Selective Laser Melting Process ».
- [38] B. Yao, F. Imani, et H. Yang, « Markov Decision Process for Image-Guided Additive Manufacturing », *IEEE Robot. Autom. Mag.*, vol. PP, p. 1–1, mai 2018, doi: 10.1109/LRA.2018.2839973.
- [39] S. A. Shevchik, C. Kenel, C. Leinenbach, et K. Wasmer, « Acoustic emission for in situ quality monitoring in additive manufacturing using spectral convolutional neural networks », *Addit. Manuf.*, vol. 21, p. 598–604, mai 2018, doi: 10.1016/j.addma.2017.11.012.
- [40] Y. Li, W. Zhao, Q. Li, T. Wang, et G. Wang, « In-Situ Monitoring and Diagnosing for Fused Filament Fabrication Process Based on Vibration Sensors », *Sensors*, vol. 19, n° 11, p. 2589, juin 2019, doi: 10.3390/s19112589.
- [41] Y. Chen *et al.*, « Melt pool morphology in directed energy deposition additive manufacturing process », *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 861, n° 1, p. 012012, mai 2020, doi: 10.1088/1757-899X/861/1/012012.
- [42] D. Ahn, H. Kim, et S. Lee, « Surface roughness prediction using measured data and interpolation in layered manufacturing », *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 209, n° 2, p. 664–671, janv. 2009, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2008.02.050.
- [43] G. Bi, B. Schürmann, A. Gasser, K. Wissenbach, et R. Poprawe, « Development and qualification of a novel laser-cladding head with integrated sensors », *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, vol. 34, n° 47, p. 555–561, 2007, doi: 10.1016/j.ijmachtools.2006.05.010.
- [44] D. Ye, G. S. Hong, Y. Zhang, K. Zhu, et J. Y. H. Fuh, « Defect detection in selective laser melting technology by acoustic signals with deep belief

- networks », *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 96, n° 5[8], p. 2791-2801, mai 2018, doi: 10.1007/s00170-018-1728-0.
- [45] H. Wu, Z. Yu, et Y. Wang, « A New Approach for Online Monitoring of Additive Manufacturing Based on Acoustic Emission », juin 2016, p. V003T08A013. doi: 10.1115/MSEC2016-8551.
- [46] M. Grasso, F. Gallina, et B. M. Colosimo, « Data fusion methods for statistical process monitoring and quality characterization in metal additive manufacturing », *Procedia CIRP*, vol. 75, p. 103-107, janv. 2018, doi: 10.1016/j.procir.2018.04.045.
- [47] J. Whiting, A. Springer, et F. Sciammarella, « Real-Time Acoustic Emission Monitoring of Powder Mass Flow Rate for Directed Energy Deposition », *Addit. Manuf.*, vol. 23, août 2018, doi: 10.1016/j.addma.2018.08.015.
- [48] H. Wu, Y. Wang, et Z. Yu, « In situ monitoring of FDM machine condition via acoustic emission », *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, sept. 2015, doi: 10.1007/s00170-015-7809-4.
- [49] I. Gibson, D. Rosen, et B. Stucker, « Additive Manufacturing Technologies », in *Springer*, 2015, p. 329-350. doi: 10.1007/978-1-4939-2113-3_14.
- [50] S. Gorsse, C. Hutchinson, M. Gouné, et R. Banerjee, « Additive manufacturing of metals: a brief review of the characteristic microstructures and properties of steels, Ti-6Al-4V and high-entropy alloys », *Sci. Technol. Adv. Mater.*, vol. 18, n° 1, p. 584-610, déc. 2017, doi: 10.1080/14686996.2017.1361305.
- [51] G. Marion, G. Cailletaud, C. Colin, et M. Mazière, « A finite element model for the simulation of direct metal deposition », in *International Congress on Applications of Lasers & Electro-Optics*, San Diego, California, USA: Laser Institute of America, 2014, p. 834-841. doi: 10.2351/1.5063133.
- [52] G. Mi, C. Li, Z. Gao, D. Zhao, et J. Niu, « Finite element analysis of welding residual stress of aluminum plates under different butt joint parameters », *Eng. Rev.*, vol. 34, n° 3, p. 161-166, 2014.
- [53] J. S. Solheid *et al.*, « Laser polishing of additively manufactured Ti-6Al-4V: Microstructure evolution and material properties », *J. Laser Appl.*, vol. 32, n° 2, p. 022019, mai 2020, doi: 10.2351/7.0000065.
- [54] J. Thorborg, P. Esser, et M. Bayat, « Thermomechanical modeling of additively manufactured structural parts - different approaches on the macroscale », *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 861, n° 1, p. 012008, mai 2020, doi: 10.1088/1757-899X/861/1/012008.
- [55] Z. Cai, S. Wu, A. Lu, H. Zhao, et Q. Shi, « Line Gauss heat source model: an efficient approach for numerical welding simulation », *Sci. Technol. Weld. Join.*, vol. 6, n° 2, p. 84-88, avr. 2001, doi: 10.1179/136217101101538578.
- [56] J. A. Goldak et M. Akhlaghi, Éd., « Thermal Analysis of Welds », in *Computational Welding Mechanics*, Boston, MA: Springer US, 2005, p. 71-117. doi: 10.1007/0-387-23288-5_3.

- [57] S. A. Tsirkas, P. Papanikos, et T. Kermanidis, « Numerical simulation of the laser welding process in butt-joint specimens », *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 134, n° 1, p. 59-69, mars 2003, doi: 10.1016/S0924-0136(02)00921-4.
- [58] A. Lundbäck, « Finite element modelling and simulation of welding of aerospace components », p. 50.
- [59] B. Yao, F. Imani, A. S. Sakpal, E. W. Reutzel, et H. Yang, « Multifractal Analysis of Image Profiles for the Characterization and Detection of Defects in Additive Manufacturing », *J. Manuf. Sci. Eng.*, vol. 140, sept. 2017, doi: 10.1115/1.4037891.
- [60] M. Moradi, M. Meiabadi, M. Karamimoghadam, S. Ardabili, S. S. Band, et A. Mosavi, *Enhancing 3D Printing Producibility in Polylactic Acid Using Fused Filament Fabrication Fused Deposition Modelling and Machine Learning*. 2020. doi: 10.21203/rs.3.rs-131006/v1.
- [61] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, et E. P. Simoncelli, « Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, n° 4, p. 600-612, avr. 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [62] R. Lyngby *et al.*, « In-line 3D print failure detection using computer vision », oct. 2017.
- [63] J. Straub, « Initial Work on the Characterization of Additive Manufacturing (3D Printing) Using Software Image Analysis », *Machines*, vol. 3, n° 2, Art. n° 2, juin 2015, doi: 10.3390/machines3020055.
- [64] « MATLAB Creating Graphical User Interfaces », p. 500.
- [65] N. Razavi Arab, L. vers un site externe, et celui-ci s'ouvrira dans une nouvelle fenêtre, « Deep Learning Approach for Controlling Additive Manufacturing Process », M.S., Ann Arbor, United States, 2019. Consulté le: 14 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2397555289/abstract/6CA06EFFF3B44506PQ/1>
- [66] M. Wirth, « Additive Fertigung: Technologie, Markt und Innovation », p. 305.
- [67] F. W. Baumann, M. Schuermann, U. Odefey, et M. Pfeil, « From GCode to STL: Reconstruct Models from 3D Printing as a Service », *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 280, n° 1, 2017, doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/280/1/012033>.
- [68] « Camera Lens Distortion - Image Engineering ». <https://www.image-engineering.de/library/image-quality/factors/1062-distortion> (consulté le 14 mars 2022).
- [69] « ISO 9039:2008(en), Optics and photonics — Quality evaluation of optical systems — Determination of distortion ». <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:9039:ed-2:v1:en> (consulté le 14 mars 2022).

- [70] Zhou Wang et A. C. Bovik, « Mean squared error: Love it or leave it? A new look at Signal Fidelity Measures », *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 26, n° 1, p. 98–117, janv. 2009, doi: 10.1109/MSP.2008.930649.
- [71] W. H. Greene, *Econometric analysis*, 7th ed. Boston: Prentice Hall, 2012.
- [72] M. Goyal, Y. Lather, et V. Lather, « ANALYTICAL RELATION & COMPARISON OF PSNR AND SSIM ON BABBON IMAGE AND HUMAN EYE PERCEPTION USING MATLAB », vol. 4, n° 5, p. 12, 2015.
- [73] K. Ito, A. Morita, T. Aoki, H. Nakajima, K. Kobayashi, et T. Higuchi, « A Fingerprint Recognition Algorithm Combining Phase-Based Image Matching and Feature-Based Matching », in *Advances in Biometrics*, D. Zhang et A. K. Jain, Éd., in Lecture Notes in Computer Science, vol. 3832. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, p. 316–325. doi: 10.1007/11608288_43.
- [74] Y. Chen, « A New Methodology of Spatial Cross-Correlation Analysis », *PLoS One*, vol. 10, n° 5, p. e0126158, 2015, doi: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0126158>.
- [75] M. Hajinoroozi, A. Grigoryan, et S. Agaian, « Image enhancement with weighted histogram equalization and heap transforms », in *2016 World Automation Congress (WAC)*, juill. 2016, p. 1–6. doi: 10.1109/WAC.2016.7582992.
- [76] D. B. Younis et B. M. Younis, « Low Cost Histogram Implementation for Image Processing using FPGA », *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 745, n° 1, 2020, doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/745/1/012044>.
- [77] I. Katia et A. Fatma, « Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages basé sur l'approche LBP, ses variantes et un réseau neuronal. », Thesis, Université Mouloud Mammeri, 2019. Consulté le: 24 avril 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.ummtto.dz/dspace/handle/ummtto/12527>
- [78] T. Ojala, M. Pietikainen, et T. Maenpaa, « Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, n° 7, p. 971–987, juill. 2002, doi: 10.1109/TPAMI.2002.1017623.
- [79] J. R. Cuellar Buritica, « Graphical User Interface for the CVIP MATLAB Toolbox with Application to Syrinx Detection in Veterinary Thermographic Images », M.S., Southern Illinois University at Edwardsville, United States - Illinois, 2019. Consulté le: 14 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.proquest.com/docview/2287611574/abstract/1173F7A23CD4842PQ/1>
- [80] A. Emelogu, M. Marufuzzaman, S. M. Thompson, N. Shamsaei, et L. Bian, « Additive manufacturing of biomedical implants: A feasibility assessment via supply-chain cost analysis », *Addit. Manuf.*, vol. 11, p. 97–113, juill. 2016, doi: 10.1016/j.addma.2016.04.006.

- [81] P.-H. Chang et T.-L. Teng, « Numerical and experimental investigations on the residual stresses of the butt-welded joints », *Comput. Mater. Sci.*, vol. 29, n° 4, p. 511–522, avr. 2004, doi: 10.1016/j.commatsci.2003.12.005.
- [82] Y. P. Yang, M. Jamshidinia, P. Boulware, et S. M. Kelly, « Prediction of microstructure, residual stress, and deformation in laser powder bed fusion process », *Comput. Mech.*, vol. 61, n° 5, p. 599–615, mai 2018, doi: 10.1007/s00466-017-1528-7.
- [83] P. Michaleris et A. Debiccari, « Prediction of Welding Distortion A two-step numerical analysis technique was developed to predict welding- induced distortion and the structural integrity of large and complex structures ».
- [84] F. Zorriassatine, C. Wykes, R. Parkin, et N. Gindy, « A survey of virtual prototyping techniques for mechanical product development », *Proc. Inst. Mech. Eng. Part B J. Eng. Manuf.*, vol. 217, avr. 2003, doi: 10.1243/095440503321628189.
- [85] A. Ulbricht *et al.*, « Separation of the Formation Mechanisms of Residual Stresses in LPBF 316L », *Metals*, vol. 10, n° 9, Art. n° 9, sept. 2020, doi: 10.3390/met10091234.
- [86] S. E. Benzley, E. Perry, K. Merkley, B. Clark, et G. Sjaardama, « A Comparison of All Hexagonal and All Tetrahedral Finite Element Meshes for Elastic and Elasto-plastic Analysis », p. 13.
- [87] X. Lu, M. Cervera, M. Chiumenti, et X. Lin, « Residual Stresses Control in Additive Manufacturing », *J. Manuf. Mater. Process.*, vol. 5, p. 138, déc. 2021, doi: 10.3390/jmmp5040138.
- [88] A. Gomez, « MIPROT: A Medical Image Processing Toolbox for MATLAB », *ArXiv210404771 Cs*, avr. 2021, Consulté le: 19 avril 2022. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/2104.04771>
- [89] Y. Wu, H. Zhang, et R. Duan, « Total Variation Based Perceptual Image Quality Assessment Modeling », *J. Appl. Math.*, vol. 2014, p. 1–10, 2014, doi: 10.1155/2014/294870.
- [90] S. Ivanov, A. Artinov, E. Zemlyakov, I. Karpov, S. Rylov, et V. Em, « Spatiotemporal Evolution of Stress Field during Direct Laser Deposition of Multilayer Thin Wall of Ti-6Al-4V », *Materials*, vol. 15, p. 263, déc. 2021, doi: 10.3390/ma15010263.
- [91] E. R. Denlinger et P. Michaleris, « Effect of stress relaxation on distortion in additive manufacturing process modeling », *Addit. Manuf.*, vol. 12, p. 51–59, oct. 2016, doi: 10.1016/j.addma.2016.06.011.
- [92] D. J. Corbin, A. R. Nassar, E. W. Reutzel, A. M. Beese, et P. Michaleris, « Effect of Substrate Thickness and Preheating on the Distortion of Laser Deposited Ti-6Al-4V », *J. Manuf. Sci. Eng.*, vol. 140, n° 6, mars 2018, doi: 10.1115/1.4038890.
- [93] X. Lu *et al.*, « Residual stress and distortion of rectangular and S-shaped Ti-6Al-4V parts by Directed Energy Deposition: Modelling and experimental

- calibration », *Addit. Manuf.*, vol. 26, p. 166–179, févr. 2019, doi: 10.1016/j.addma.2019.02.001.
- [94] A. Glaspell, J. A. Diosdado De la Peña, J. J. Ryu, et K. Choo, « Thermal Stress Characteristics of Dissimilar Joints Joining Ti-64 and CCM via Linear Friction Welding », *Energies*, vol. 15, p. 5588, août 2022, doi: 10.3390/en15155588.
- [95] T. Mukherjee, W. Zhang, et T. DebRoy, « An improved prediction of residual stresses and distortion in additive manufacturing », *Comput. Mater. Sci.*, vol. 126, p. 360–372, janv. 2017, doi: 10.1016/j.commatsci.2016.10.003.
- [96] « Evaluation of in-situ alloyed Inconel 625 from elemental powders by laser directed energy deposition », *Mater. Sci. Eng. A*, vol. 830, p. 142296, janv. 2022, doi: 10.1016/j.msea.2021.142296.

ANNEXES

Les historiques générés à partir des simulations sont élaborés dans le fichier Excel, la figure ci-dessous montre une capture d'écran d'une partie de la base de données :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	0	26	0	26	0	26	0	26	0	26	0	26	0,333	30,6	0,618	33,1
2	0,008333	26	0,008333	26	0,008333	26,0273	0,008333	26	0,008333	26	0,008333	26,0273	0,629	56,5	0,93	70,3
3	0,016667	26	0,016667	26	0,016667	26,2527	0,016667	26	0,016667	26	0,016667	26,2527	0,629	82,7	1,37	114
4	0,025	26	0,025	26	0,025	26,7405	0,025	26	0,025	26	0,025	26,7405	0,857	99,1	1,65	134
5	0,033333	26	0,033333	26	0,033333	27,4968	0,033333	26	0,033333	26	0,033333	27,4968	1,11	120	2,09	163
6	0,041667	26	0,041667	26	0,041667	28,5021	0,041667	26	0,041667	26	0,041667	28,5021	1,19	144	2,52	183
7	0,05	26	0,05	26	0,05	29,721	0,05	26	0,05	26	0,05	29,721	1,39	161	2,78	205
8	0,058333	26	0,058333	26,0005	0,058333	31,1079	0,058333	26	0,058333	26,0005	0,058333	31,1079	1,62	179	3,12	238
9	0,066667	26	0,066667	26,0171	0,066667	32,6128	0,066667	26	0,066667	26,0171	0,066667	32,6128	1,8	199	3,53	265
10	0,075	26	0,075	26,1479	0,075	34,1859	0,075	26	0,075	26,1479	0,075	34,1859	2	219	3,78	265
11	0,083333	26	0,083333	26,4325	0,083333	35,7821	0,083333	26	0,083333	26,4325	0,083333	35,7821	2,23	250	4,02	283
12	0,091667	26	0,091667	27,0309	0,091667	37,3629	0,091667	26	0,091667	27,0309	0,091667	37,3629	2,53	269	4,17	298
13	0,1	26	0,1	28,0931	0,1	38,8974	0,1	26	0,1	28,0931	0,1	38,8974	2,71	291	4,41	317
14	0,108333	26	0,108333	29,6815	0,108333	40,3619	0,108333	26	0,108333	29,6815	0,108333	40,3619	2,84	299	4,64	324
15	0,116667	26	0,116667	31,7582	0,116667	41,74	0,116667	26	0,116667	31,7582	0,116667	41,74	3,35	334	4,66	334
16	0,125	26	0,125	34,2264	0,125	43,0207	0,125	26	0,125	34,2264	0,125	43,0207	3,47	335	4,87	340
17	0,133333	26,0001	0,133333	36,9695	0,133333	44,198	0,133333	26,0001	0,133333	36,9695	0,133333	44,198	3,63	363	5,03	353
18	0,141667	26,0035	0,141667	39,8746	0,141667	45,2698	0,141667	26,0035	0,141667	39,8746	0,141667	45,2698	3,83	371	5,34	352
19	0,15	26,1599	0,15	42,8439	0,15	46,2368	0,15	26,1599	0,15	42,8439	0,15	46,2368	4,01	375	5,52	365
20	0,158333	26,4827	0,158333	45,7993	0,158333	47,102	0,158333	26,4827	0,158333	45,7993	0,158333	47,102	4,16	393	5,73	373
21	0,166667	26,3303	0,166667	48,6799	0,166667	47,8698	0,166667	26,3303	0,166667	48,6799	0,166667	47,8698	4,44	405	5,87	385

Figure 0-1 : Les historiques générés à partir des simulations Abaqus

```

MATLAB App
Design View Code View

154 % Value changed function: EditField_3
155 function EditField_3ValueChanged(app, event)
156 % value = app.EditField_3.Value;
157 % app.EditField_3ValueChanged.Value = num2str(app.DifferenceLogiqueButton,AA);
158 end
159
160 % Button pushed function: PourcentageDedifferenceButton
161 function PourcentageDedifferenceButtonPushed(app, event)
162 global a
163 global J
164 imDiff = a - J;
165 imSum = a + J;
166 percentDiff = 100 * mean(imDiff(:)) / mean(imSum(:));
167 app.EditField_4.Value = num2str(percentDiff);
168 end
169
170 % Button pushed function: LocalBinaryPatternButton
171 function LocalBinaryPatternButtonPushed(app, event)
172 global a
173 global J
174 lbpBricks1=extractLBPFeatures(a);
175 lbpBricks2=extractLBPFeatures(J);
176 brickVsBrick=(lbpBricks1-lbpBricks2).^2;
177 bar(brickVsBrick, 'Parent', app.UIAxes2);
178 % imshow(bar(brickVsBrick), 'Parent', app.UIAxes2);
179 end
180 end
181
182 % Component initialization
183 methods (Access = private)
184
185 % Create UIFigure and components
186 function createComponents(app)
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246
247
248
249
250
251
252
253
254
255
256
257
258
259
260
261
262
263
264
265
266
267
268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
330
331
332
333
334
335
336
337
338
339
340
341
342
343
344
345
346
347 end
    
```

Figure 0-2 : Code utilisé pour créer l'application sur App-designer

```

*HEADING
Thermal analysis of printing a 42-layer thinwall (LDED, Inconel625)
Inter-layer dwell time 0s
** Units: <mm,N,tonne,s,Celsius>
**-----
*INCLUDE, INPUT=ABQ_am_special_purpose_types.inp
**-----
*INCLUDE, INPUT = mesh_thinwall_ht.inp
*SOLID SECTION, MATERIAL=Inconel625, ELSET=PartToFabricate
*SOLID SECTION, MATERIAL=Inconel625, ELSET=Substrate
*SOLID SECTION, MATERIAL=Aluminum, ELSET=Clamp
*ELEMENT PROGRESSIVE ACTIVATION, NAME="LDED.Printing", ELSET=PartToFabricate
**-----
*PHYSICAL CONSTANTS, ABSOLUTE ZERO=-273.15, STEFAN BOLTZMANN=5.67e-11
** Stefan Boltzmann constant unit: mW/(mm^2.C^4)
**-----
*MATERIAL, NAME=Aluminum
*DENSITY
** Unit: tonne/mm^3
2.70e-9
*CONDUCTIVITY
** Unit: mW/(mm.C)
237
*SPECIFIC HEAT
** Unit: mJ/(tonne.C)
9.1e+8
**
*MATERIAL, NAME=Inconel625
*DENSITY
** Unit: tonne/mm^3
8.44e-09

```

Figure 0-3 : Code utilisé pour l'analyse thermique

```

*HEADING
Structural analysis of printing a 42-layer thinwall (LDED, Inconel625)
Inter-layer dwell time 0s
** Units: <mm,N,tonne,s,Celsius>
**-----
*INCLUDE, INPUT=ABQ_am_special_purpose_types.inp
**-----
*INCLUDE, INPUT = mesh_thinwall_st.inp
*SOLID SECTION, MATERIAL=Inconel625, ELSET=PartToFabricate
*SOLID SECTION, MATERIAL=Inconel625, ELSET=Substrate
*SOLID SECTION, MATERIAL=Aluminum, ELSET=Clamp
*ELEMENT PROGRESSIVE ACTIVATION, NAME="LDED.Printing", ELSET=PartToFabricate
**-----
*MATERIAL, NAME=Aluminum
*ELASTIC
** Unit: MPa, -
70E3, 0.35
*EXPANSION
** Unit: /C
23.1E-6
**
*MATERIAL, NAME=Inconel625
*ELASTIC
** Unit: MPa, -
208e+03, 0.366, 20.
204e+03, 0.366, 93.
198e+03, 0.366, 205.
192e+03, 0.366, 315.
186e+03, 0.366, 425.
179e+03, 0.366, 540.
170e+03, 0.366, 650.

```

Figure 0-4 : Code utilisé pour l'analyse mécanique

```

** Mesh: 42-layer thinwall + substrate + clamp
** For static structural analysis
*Node
  1,  50.8000031,  6.69999981,  25.3999996
  2,  50.8000031,  0.,  25.3999996
  3,  50.8000031,  0.,  63.5
  4,  50.8000031,  6.69999981,  63.5
  5,  101.600006,  0.,  25.3999996
  6,  101.600006,  0.,  63.5
  7,  101.600006,  6.69999981,  63.5
  8,  101.600006,  6.69999981,  25.3999996
  9,  50.8000031,  14.5500002,  12.6999998
 10,  50.8000031,  14.5500002,  25.3999996
 11,  50.8000031,  22.3999996,  25.3999996
 12,  50.8000031,  22.3999996,  12.6999998
 13,  101.600006,  14.5500002,  12.6999998
 14,  101.600006,  14.5500002,  25.3999996
 15,  101.600006,  22.3999996,  25.3999996
 16,  101.600006,  22.3999996,  12.6999998
 17,  50.8000031,  6.69999981,  12.6999998
 18,  101.600006,  6.69999981,  12.6999998
 19,  50.8000031,  0.,  12.6999998
 20,  101.600006,  0.,  12.6999998
 21,  50.8000031, -15.6999998,  12.6999998
 22,  50.8000031, -15.6999998,  25.3999996
 23,  50.8000031, -7.8499999,  25.3999996
 24,  50.8000031, -7.8499999,  12.6999998
 25,  101.600006, -15.6999998,  12.6999998
 26,  101.600006, -15.6999998,  25.3999996
 27,  101.600006, -7.8499999,  25.3999996

```

Figure 0-5 : Maillage du notre modèle

0.0000,	0.000,	3.350,	26.307,	2000E3
9.5800,	101.600,	3.350,	26.307,	0.
14.2400,	0.000,	5.583,	26.307,	2000E3
23.8200,	101.600,	5.583,	26.307,	0.
28.4800,	0.000,	1.117,	26.307,	2000E3
38.0600,	101.600,	1.117,	26.307,	0.
42.7200,	101.600,	3.350,	27.214,	2000E3
52.3000,	0.000,	3.350,	27.214,	0.
56.9600,	101.600,	5.583,	27.214,	2000E3
66.5400,	0.000,	5.583,	27.214,	0.
71.2000,	101.600,	1.117,	27.214,	2000E3
80.7800,	0.000,	1.117,	27.214,	0.
85.4400,	0.000,	3.350,	28.121,	2000E3
95.0200,	101.600,	3.350,	28.121,	0.
99.6800,	0.000,	5.583,	28.121,	2000E3
109.2600,	101.600,	5.583,	28.121,	0.
113.9200,	0.000,	1.117,	28.121,	2000E3
123.5000,	101.600,	1.117,	28.121,	0.
128.1600,	101.600,	3.350,	29.029,	2000E3
137.7400,	0.000,	3.350,	29.029,	0.
142.4000,	101.600,	5.583,	29.029,	2000E3
151.9800,	0.000,	5.583,	29.029,	0.
156.6400,	101.600,	1.117,	29.029,	2000E3
166.2200,	0.000,	1.117,	29.029,	0.
170.8800,	0.000,	3.350,	29.936,	2000E3
180.4600,	101.600,	3.350,	29.936,	0.
185.1200,	0.000,	5.583,	29.936,	2000E3
194.7000,	101.600,	5.583,	29.936,	0.
199.3600,	0.000,	1.117,	29.936,	2000E3
208.9400,	101.600,	1.117,	29.936,	0.

Figure 0-6 : Série d'événement