

Étude comparative des méthodes d'optimisation des paramètres de la technologie de fabrication additive FDM

A comparative study of optimization methods for FDM additive manufacturing technology parameters

Aissa OUBALLOUCH¹, Mohammed NASSRAOUI², Khalid ZARBANE³, Zitouni BEIDOURI⁴

¹ Laboratory of Mechanics, Production, and Industrial Engineering (LMPGI), Ecole Supérieure de Technologie of Casablanca (ESTC), University Hassan II, Casablanca, Morocco, aissa.oubalouch@univh2c.ma

² Laboratory of Mechanics, Production, and Industrial Engineering (LMPGI), Ecole Supérieure de Technologie of Casablanca (ESTC), University Hassan II, Casablanca, Morocco, mohammed.nassraoui@univh2c.ma

³ Laboratory of Advanced Research on Industrial and Logistics Engineering (LARILE), Hassan II University, High School of Technology of Casablanca (ESTC), University Hassan II, Casablanca, Morocco, khalid.zarbane@univh2c.ma

⁴ Laboratory of Advanced Research on Industrial and Logistics Engineering (LARILE), Hassan II University, High School of Technology of Casablanca (ESTC), University Hassan II, Casablanca, Morocco, Zitouni.beidouri@univh2c.ma

RÉSUMÉ. L'objectif de cet article est de passer en revue les différentes méthodes utilisées pour évaluer les technologies de fabrication additive (FA), en particulier la technologie dépôt de fil fondu (DFF) ou fused deposition modeling (FDM). Plusieurs méthodes sont donc présentées. En outre, certains travaux scientifiques publiés en rapport avec ces méthodes sont discutés. Une étude comparative de ces méthodes d'optimisation est également réalisée, y compris leurs points forts et leurs inconvénients. Malgré certaines limites de ces méthodes dues aux contraintes de la technologie FDM, cet article montre leur importance dans la sélection optimale des paramètres d'impression 3D.

ABSTRACT. The aim of this paper is to review different methods used to evaluate additive manufacturing (AM) technologies, in particular fused deposition modeling (FDM) technique. Thus, various methods are presented. Moreover, some published scientific works related to these methods are discussed. A comparative study of these optimization methods is also carried out including their strengths and drawbacks. Despite some limitations of these methods due to FDM technology constraints, this paper shows their importance in obtaining optimal selection of 3D printing parameters.

MOTS-CLÉS. Fabrication additive, dépôt de fil fondu, méthodes, outils, approches d'optimisation, et paramètres d'impression 3D.

KEYWORDS. Additive manufacturing, fused deposition modelling, methods, tools, optimization approaches, and 3D printing parameters.

1. Introduction

La fabrication additive (FA) contrairement à la fabrication soustractive, englobe de technologies de fabrication avancées qui créent des pièces par ajout de matière couche par couche. Ces couches sont construites en ajoutant de matières selon de codes G générés à partir de modèles 3D de conception assistée par ordinateur (CAO). Le dépôt de fil fondu (DFF) ou Fused deposition modeling (FDM) ou encore Fused Filament Fabrication (FFF) est l'une des techniques de FA les plus utilisées. Elle permet de produire des pièces de géométrie complexe par superposition de matériaux extrudés, fondus et déposés, comme le montre la figure 1. Dans cette technologie, la matière première sous forme de filament est acheminée vers l'imprimante 3D au moyen de rouleaux pinceurs. Ensuite, ce filament en thermoplastique est partiellement ramolli et fondu à l'intérieur du liquéfacteur à une température supérieure à son point de fusion et extrudé à travers une buse chauffée par l'amont encore solide du filament. Pour une bonne transformation, l'environnement de liquéfacteur est contrôlé thermiquement en fixant une température d'enveloppe. Simultanément à cette transformation du matériau, le liquéfacteur se déplace le long des axes x et y et le polymère

extrudé est déposé en fine couche sur la couche de modèle précédemment construite sur le stade de construction en commençant généralement par les périmètres de l'objet puis le remplissage. Une fois qu'une couche entière a été déposée, la plate-forme se déplace vers le bas au long de l'axe z d'un incrément correspondant à l'épaisseur de la couche et la couche suivante est collée selon des conditions thermiques spécifiques. Pendant l'impression 3D de l'objet, pour la plupart des matériaux, la dissipation de la chaleur doit être assurée à l'aide d'un ventilateur, qui fournit le flux d'air adéquat. Ce processus d'impression se poursuit jusqu'à ce que l'objet entier soit construit. Généralement, une feuille de construction est également créée pour faciliter la séparation de la pièce imprimée de la plateforme de construction à la fin de l'impression 3D. Le réglage de la température de cette plateforme de construction est nécessaire pour une meilleure fabrication (température du lit) et elle dépend du matériau à imprimer. Le principal avantage de cette technique est qu'elle permet de produire n'importe quelle pièce représentée par un logiciel de CAO. Si les pièces contiennent des formes en surplomb (en porte à faux), un matériau de support peut être utilisé.

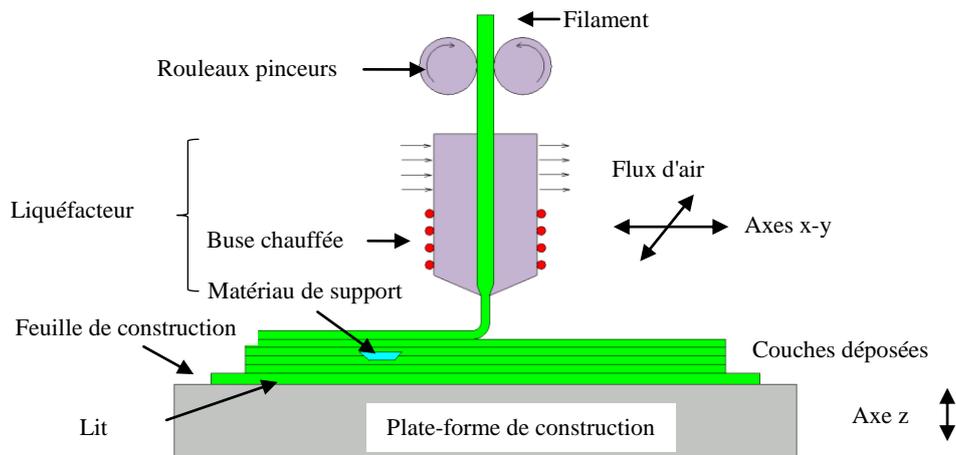


Figure 1. Illustration de technique FDM

Malgré les nombreux avantages offerts par la technologie FDM, tels que la liberté de conception et les possibilités de géométrie complexe, l'environnement convivial, la personnalisation, minimum de déchets de matériaux, pas besoin de matrices et de moules, la réduction des délais de production, etc. Elle comporte des défis, à savoir l'anisotropie des pièces imprimées, l'état de surface médiocre et les propriétés mécaniques limitées des pièces FDM par rapport aux caractéristiques des matières premières utilisées. Pour relever ces défis, de nombreuses méthodes peuvent être adoptées, en particulier le post-traitement et l'optimisation des paramètres de fabrication. L'optimisation des paramètres d'impression 3D a suscité beaucoup d'intérêt dans la littérature, car le post-traitement ne correspond pas aux principaux objectifs de la FA.

L'approche expérimentale est utilisée pour optimiser les paramètres d'impression 3D de procédé FDM. Dans cette approche, de nombreuses méthodes d'optimisation ont été exploitées, telles que la méthode Taguchi [1], les plans factoriels complets [2-3], l'analyse de la variance (ANOVA) [4], la technique bacteria forging [5] et la logique floue (Fuzzy Logic) [6]. Dans la section suivante, ces méthodes seront présentées et aussi certaines recherches basées sur l'approche expérimentale seront discutées.

2. Diverses méthodes d'optimisation de procédé FDM

Cette section présente diverses méthodes utilisées par les chercheurs pour l'optimisation des paramètres de procédé FDM.

La méthode Taguchi est une technique bien connue qui fournit une méthodologie systématique et efficace pour l'optimisation de la conception des plans d'expériences. Elle comprend la simplification du plan expérimental avec un minimum d'expériences. Autrement dit, elle vise la fabrication d'un produit de haute qualité à un faible coût pour le fabricant. Cette méthode a été mise au point par le Dr Genichi Taguchi, du Japon, qui a maintenu cette variation. Le plan d'expérience proposé par Taguchi implique l'utilisation de tableaux orthogonaux pour organiser les paramètres affectant le processus et les niveaux auxquels ils doivent varier. Au lieu de tester toutes les combinaisons possibles comme dans le cas du plan factoriel, la méthode Taguchi teste des paires de combinaisons. La méthode Taguchi est plus efficace lorsqu'il y a un nombre intermédiaire de variables (de 3 à 50), peu d'interactions entre les variables et lorsque seules quelques variables contribuent de manière significative. En ce qui concerne l'analyse de la variance (ANOVA), il s'agit de modèles statistiques utilisés pour vérifier si les moyennes des groupes proviennent de la même population. Les groupes correspondent aux catégories d'une variable qualitative et les moyennes sont calculées à partir d'une variable continue. Un autre élément clé de l'ANOVA est qu'elle divise la variable indépendante en deux groupes ou plus. Par exemple, on peut s'attendre à ce qu'un ou plusieurs groupes influencent la variable dépendante, tandis que l'autre groupe est utilisé comme groupe de contrôle et n'est pas censé influencer la variable dépendante. Comme tout test, les hypothèses du test ANOVA sont; Une ANOVA ne peut être réalisée que s'il n'existe aucune relation entre les sujets de chaque échantillon. Cela signifie que les sujets du premier groupe ne peuvent pas faire partie du deuxième groupe (échantillons indépendants/entre les groupes). Deuxièmement, les différents groupes/niveaux doivent avoir des tailles d'échantillon égales. Une ANOVA ne peut être réalisée que si la variable dépendante est normalement distribuée, de sorte que les scores moyens sont les plus fréquents et les scores extrêmes les moins fréquents. Et troisièmement, les variances de la population doivent être égales (c'est-à-dire homoscédastiques). L'homogénéité de la variance signifie que l'écart des scores (mesuré par l'étendue ou l'écart-type, par exemple) est similaire entre les populations. Il existe différents types de tests ANOVA. Les deux plus courants sont le test "à une voie" et le test "à deux voies". La différence entre ces deux types dépend du nombre de variables indépendantes dans votre test.

Pour l'algorithme génétique (AG), il s'agit d'une heuristique de recherche qui reflète le processus de sélection naturelle dans lequel les individus les plus aptes sont sélectionnés pour la reproduction afin de produire la progéniture de la génération suivante. Il est développé par John Holland et ses collaborateurs dans les années 1960 et 1970. Depuis lors, de nombreuses variantes d'algorithmes génétiques ont été développées et appliquées à un large éventail de problèmes d'optimisation, de la coloration des graphes à la reconnaissance des formes, des systèmes discrets aux systèmes continus, et des marchés financiers à l'optimisation multi-objectifs de l'ingénierie. Les algorithmes génétiques présentent de nombreux avantages par rapport aux algorithmes d'optimisation traditionnels. Les deux plus notables sont : la capacité de traiter des problèmes complexes et le parallélisme. Les algorithmes génétiques peuvent traiter différents types d'optimisation, que la fonction objectif soit stationnaire ou non stationnaire, linéaire ou non linéaire, continue ou discontinue, ou avec un bruit aléatoire. Cependant, les algorithmes génétiques présentent également certains inconvénients. La formulation de la fonction d'aptitude, l'utilisation de la taille de la population, le choix des paramètres importants tels que le taux de mutation et de croisement, et les critères de sélection de la nouvelle population doivent être effectués avec soin. Tout choix inapproprié rendra difficile la convergence de l'algorithme ou produira simplement des résultats dénués de sens. Malgré ces inconvénients, les algorithmes génétiques restent l'un des algorithmes d'optimisation les plus utilisés dans l'optimisation non linéaire moderne.

Quant à la méthode de traitement des données du groupe (GMDH), il s'agit d'une famille d'algorithmes inductifs pour la modélisation mathématique informatisée d'ensembles de données multiparamétriques, qui permet une optimisation structurelle et paramétrique entièrement automatique des modèles. La méthode GMDH est utilisée dans de nombreux domaines notamment l'optimisation. En général, la connexion entre les variables d'entrée et de sortie peut être approximée

par des séries fonctionnelles de Volterra, dont l'analogue discret est le polynôme de Kolmogorov-Gabor. L'approche GMDH peut être utile pour les raisons suivantes ;

-La complexité optimale de la structure du modèle est trouvée, adaptée au niveau de bruit dans l'échantillon de données. Pour les problèmes réels, avec des données bruitées ou courtes, les modèles optimaux simplifiés sont plus précis.

-Le nombre de couches et de neurones dans les couches cachées, la structure du modèle et d'autres hyperparamètres optimaux sont déterminés automatiquement.

-Elle garantit que les modèles les plus précis ou impartiaux seront trouvés - la méthode ne manque pas la meilleure solution lors du tri de toutes les variantes (dans la classe de fonctions donnée).

-Les variables d'entrée peuvent être des fonctions non linéaires ou des caractéristiques qui peuvent avoir une influence sur la variable de sortie.

-Il trouve automatiquement des relations interprétables dans les données et sélectionne des variables d'entrée efficaces.

-Les algorithmes de tri GMDH sont assez simples à développer.

-Les réseaux neuronaux à deux couches multiples peuvent être utilisés pour accroître la précision d'autres algorithmes de modélisation.

-La méthode permet d'obtenir des informations directement à partir de l'échantillon de données et de minimiser l'influence des hypothèses a priori de l'auteur sur les résultats de la modélisation.

-L'approche permet de trouver un modèle physique objectif de l'objet (loi ou segmentation) et le même pour les échantillons futurs.

A propos de la logique floue, c'est une logique à usage général, qui étend la logique booléenne classique avec des valeurs de vérité partielles. Elle consiste à prendre en compte différents facteurs numériques pour aboutir à une décision que l'on souhaite acceptable. L'idée de la logique floue a été avancée pour la première fois par Lotfi Zadeh de l'Université de Californie à Berkeley dans les années 1960. Zadeh travaillait sur le problème de la compréhension du langage naturel par les ordinateurs. Il y a aussi les plans factoriels complets (à deux niveaux) qui sont les plus simples, ils sont aussi les plus utiles car ils forment la base de tous les débuts d'étude. Les premiers résultats obtenus grâce à ces plans peuvent toujours être complétés par de nouvelles expériences permettant d'atteindre le degré de précision et d'information recherché. Son architecture comprend quatre parties :

Base de règles : elle contient l'ensemble des règles et des conditions IF-THEN fournies par les experts pour régir le système de prise de décision, sur la base d'informations linguistiques. Les développements récents de la théorie floue offrent plusieurs méthodes efficaces pour la conception et le réglage des contrôleurs flous. La plupart de ces développements réduisent le nombre de règles floues.

Fuzzification : elle est utilisée pour convertir les données d'entrée, c'est-à-dire les nombres bruts, en ensembles flous. Les entrées brutes sont essentiellement les entrées exactes mesurées par des capteurs et transmises au système de contrôle pour traitement, telles que la température, la pression, le nombre de tours par minute, etc.

Moteur d'inférence : il détermine le degré de correspondance de l'entrée floue actuelle par rapport à chaque règle et décide quelles règles doivent être activées en fonction du champ d'entrée. Ensuite, les règles activées sont combinées pour former les actions de contrôle.

Défuzzification : elle est utilisée pour convertir les ensembles flous obtenus par le moteur d'inférence en une valeur nette. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification et celle qui convient le mieux est utilisée avec un système expert spécifique pour réduire l'erreur.

Autre technique est la méthodologie de la surface de réponse (RSM) ,également connue sous le nom de modélisation de la surface de réponse, est une technique permettant d'optimiser la ou les réponses lorsque deux facteurs quantitatifs ou plus sont impliqués. Les variables dépendantes sont appelées réponses et les variables indépendantes ou facteurs sont principalement appelés variables prédictives dans la méthodologie de la surface de réponse. La réponse est en fait modélisée par des techniques factorielles et ANOVA, mais celles-ci sont étendues pour une modélisation plus détaillée des effets.

La méthode gray relational analysis (GRA) est une partie importante de la théorie des systèmes Grey (Grey systems). Elle a été créée par le professeur Julong Deng, professeur à l'université des sciences et technologies de Huazhong, à Wuhan, en Chine. Généralement, le noir représente un manque d'informations, tandis que le blanc représente des informations complètes. Ainsi, les informations incomplètes ou indéterminées sont appelées grises.

Les réseaux neuronaux artificiels (RNA) sont des réseaux informatiques d'inspiration biologique. Le terme "réseau neuronal artificiel" fait référence à un sous-domaine de l'intelligence artificielle inspiré par la biologie et modelé sur le cerveau. Un réseau neuronal artificiel est généralement un réseau informatique basé sur les réseaux neuronaux biologiques qui construisent la structure du cerveau humain. Tout comme le cerveau humain possède des neurones interconnectés les uns aux autres, les réseaux neuronaux artificiels possèdent également des neurones reliés les uns aux autres dans les différentes couches des réseaux. Ces neurones sont appelés "nœuds". Les réseaux neuronaux régulent certains secteurs clés, notamment la finance, les soins de santé, les transports et l'optimisation des technologies de fabrication avancées.

Beaucoup d'études ont été réalisées sur la base de ces techniques. Dans l'étude [2], les auteurs ont examiné les propriétés des pièces en acrylonitrile butadiène styrène (ABS) fabriquées par la machine 3D FDM 1650. Ils ont étudié les paramètres de procédé FDM tels que l'orientation de raster, l'espacement, la largeur de raster, la couleur et la température du matériau à l'aide d'un plan d'expériences (DOE). La résistance à la traction et à la compression des spécimens imprimés a été mesurée. Les expériences ont montré que l'espacement et l'orientation du raster (fil déposé) affectent considérablement la résistance à la traction des pièces fabriquées par le procédé FDM.

Dans un autre travail [4], l'ANOVA a été utilisée pour étudier les paramètres du procédé en vue d'obtenir des performances mécaniques élastiques optimales des pièces en matériau ABS. Cette évaluation a permis de déterminer les principaux paramètres de procédé qui affectent les performances des spécimens imprimés. Il s'avère que les paramètres FDM, c'est-à-dire l'épaisseur de la couche, l'angle de trame et l'entrefer, affectent de manière significative les performances élastiques d'ABS souple.

Dans une recherche récente [7], un algorithme génétique (AG) virus-évolutionnaire est développé et mis en œuvre pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectif lié au procédé FDM. L'approche Taguchi a d'abord été employée pour la conception de la procédure expérimentale et le temps de fabrication des spécimens ABS imprimés a été mesuré pendant les expériences et analysé par la technique d'analyse de la variance (ANOVA). Des modèles de régression ont été développés pour les utiliser comme fonctions objectives. D'autres algorithmes ont également été sélectionnés afin de comparer les résultats.

D'après la littérature publiée, certaines contraintes physiques imposées liées aux imprimantes 3D affectent la sélection des paramètres optimaux. Par exemple, dans quelques imprimantes 3D de FDM, nous ne pouvons sélectionner que quatre valeurs spécifiques d'épaisseur de couche, à savoir

0.1270, 0.1778, 0.2540 et 0.3302 mm. L'épaisseur de couche est également liée au diamètre de la buse. Il sera donc difficile pour les méthodes classiques de traiter efficacement le procédé FDM. Toutefois, ces méthodes sont très utiles dans de nombreux cas et présentent certains atouts. La combinaison de plusieurs méthodes d'optimisation est bien promotrice et aboutira à des résultats intéressants. Une vue d'ensemble des limites et des avantages de ces méthodes est présentée dans la section suivante.

3. Étude comparative des méthodes d'optimisation

Les diverses méthodes d'optimisation de FDM sont présentées dans le tableau 1. En gros, elles permettent d'utiliser tous les modèles de dynamique linéaire et peuvent être exécutées dans un logiciel de simulation. Ce tableau contient également des informations sur les différents aspects des techniques d'optimisation, tels que la compréhension, le temps de calcul, l'optimisation multi-réponse, etc. Pour un aspect donné, son niveau pour chaque technique est indiqué. La méthode Taguchi représente une approche simple, fiable et efficace pour améliorer la qualité des pièces à faible coût. Elle réduit considérablement le nombre d'expériences par rapport à la méthode des surfaces de réponses (RSM). Dans la méthode Taguchi, les modèles de prédiction ne peuvent pas être développés et ne sont pas adaptés aux critères de qualité à réponses multiples. La méthode RSM est une méthode d'optimisation plus prometteuse car elle donne une erreur standard très faible pour la vérification expérimentale. La méthode RSM est une méthode d'optimisation puissante qui vise d'obtenir une solution optimale au problème, puisque elle permet de traiter des modèles d'ajustement plus complexes et une optimisation multi-objectif. En outre, la méthode RSM est plus efficace dans l'identification des paramètres critiques de procédé, les effets principaux et les effets d'interaction des paramètres. De plus, la signification des interactions et des termes carrés des variables est plus clairement prédite par cette méthode. Néanmoins, dans le cas de problèmes comportant un grand nombre de paramètres de procédé, les expériences peuvent prendre beaucoup de temps par rapport à la méthode de Taguchi, comme le montre le tableau 1. Les plans factoriels complets permettent d'étudier l'impact des paramètres de procédé sur les résultats de la réponse, y compris les interactions. Le principal inconvénient de cette méthode est qu'elle nécessite un plus grand nombre d'essais pour atteindre une meilleure précision. Un plan factoriel fractionnaire nécessite un nombre moins élevé d'essais. Mais un nombre minimum d'essais, les interactions entre deux facteurs seront confondues avec les interactions entre trois facteurs ou même plus. Il n'est donc pas possible de déterminer avec précision les paramètres optimaux du procédé. La méthode gray relational analysis (GRA) est utilisée pour mesurer la relation entre les paramètres de procédé. Cependant, la détermination d'un ensemble optimal de paramètres peut être très lente et les interactions entre certains impacts peuvent se confondre avec d'autres facteurs.

Capabilité	Méthodes							
	Méthode Taguchi [8]	Fuzzy logic [6]	Gray relational [9]	AG [10]	GMDH [3]	Factorial Design [11]	RSM [12], [15-16]	ANN [13-14], [17-18]
Compréhension	Normale	Difficile	Normale	Difficile	Modéré	Facile	Modéré	Modéré
Utilisation	Largement	Rarement	Largement	Rarement	Rarement	Largement	Largement	Largement
Temps de calcul	Court	Très long	Court	Très long	Moyen	Court	Long	Long

Précision de la prédiction	Faible	Elevée	Normale	Elevée	Elevée	Normale	Très élevée	Très élevée
Élaboration d'un modèle mathématique	Non	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
Optimisation des multi-réponses	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Oui
Capacité à étudier les effets d'interaction entre les variables	Oui	Non	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Non
Forme de la région expérimentale	Régulière ou irrégulière	Régulièrement	Régulièrement	Régulière ou irrégulière				
Données requises pour une sortie donnée	Moyennes	Elevées	Moyennes	Elevées	Elevées	Moyennes	Faibles	Elevées
Solution optimale	Straight	Par le biais du modèle	Straight	Straight	Par le biais du modèle	Straight	Par le biais du modèle	Par le biais du modèle
Modèles de dynamique non linéaire	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Oui

Tableau 1. Résumé de la comparaison entre différentes méthodes d'optimisation

Encore beaucoup d'études récentes ont essayé de conjuguer plusieurs méthodes en vue d'améliorer la conception des plans d'expérience et le processus d'optimisation des paramètres de procédé FDM [16-17]. Dans le travail [16], La résistance à la flexion du polyéthylène téréphtalate glycol (PET-G) est étudiée en testant différents niveaux pour cinq paramètres importants liés au procédé, à savoir la hauteur de chaque couche, la densité du remplissage, l'angle du matériau déposé (raster), la vitesse d'impression et la température d'impression. Une expérience de RSM avec 27 essais a été menée pour obtenir des résultats sur la résistance à la flexion (MPa) et procéder à l'examen de l'effet de chaque paramètre sur la réponse à l'aide d'une analyse statistique. Sur la base de l'analyse de la variance (ANOVA), une équation de régression quadratique complète a été générée et son efficacité a été vérifiée. Enfin, le modèle a été mis en œuvre en tant que fonction objective pour un algorithme moderne basé sur la population, connu sous le nom d'algorithme du loup gris (GWO). Il a été démontré que l'algorithme peut suggérer une bonne combinaison de paramètres pour maintenir une bonne résistance à la flexion avec un gain proche de 15 % par rapport à la valeur la plus élevée obtenue par la série d'expériences menées. Les auteurs dans l'étude [17] se sont concentrés sur la prédiction paramétrique du processus FDM pour prédire la résistance ultime à la traction et déterminer un modèle mathématique à l'aide de la méthode Taguchi et du

réseau neuronal artificiel. Cinq paramètres d'impression, telles que l'épaisseur de couche, la vitesse d'impression, l'angle d'orientation, le nombre de contours, et la température de la buse à cinq niveaux, sont utilisées pour étudier les propriétés mécaniques du matériau PLA afin d'imprimer des spécimens à l'aide de la machine 3D FDM. Les paramètres du procédé en termes de combinaison sont établis à l'aide de la technique de conception expérimentale du réseau orthogonal de Taguchi. Les résultats ont prouvé que les paramètres d'impression avaient un impact significatif sur la résistance à la traction. en modifiant les valeurs de l'essai de traction entre 37 MPa et 53 MPa. Le réseau neuronal a également prédit les valeurs de résistance à la traction, et l'erreur maximale était égale à 8,91 %, tandis que le modèle mathématique avait une erreur maximale égale à 19,96 %.

4. Conclusion

Ce travail a examiné les techniques d'optimisation utilisées dans l'évaluation de procédé FDM, y compris un certain nombre de recherches basées sur ces techniques. La méthode RSM, la méthode Taguchi, les plans factoriels complets et fractionnaires, la méthode gray relational analysis (GRA), les réseaux neuronaux artificiels (ANN), la logique floue et l'AG figurent parmi les méthodes examinées. Ce document a présenté également ces différents outils de conception expérimentale. Une comparaison détaillée entre ces outils et méthodes a été établie. Comme indiqué précédemment dans la présentation de la technologie FDM, la machine 3D FDM présente certaines contraintes physiques qui doivent être prises en compte en développant de nouvelles techniques d'optimisation et de conception d'expériences et tests physiques. Par conséquent, l'orientation future de travail consistera à développer de nouvelles approches d'optimisation, notamment en utilisant l'intelligence artificielle et en concevant des logiciels d'acquisition données et nouveaux concepts instrumentaux (in situ) et de traitement et édition des codes G au cours de l'impression.

Bibliographie

- [ANI 1] R. ANITHA, S. ARUNACHALAM, AND P. RADHAKRISHNAN, "critical parameters influencing the quality of prototypes in fused deposition modelling," *j. mater. process. technol.*, vol. 118, no. 1–3, pp. 385–388, dec. 2001.
- [SUN 2] P. K. W. SUNG-HOON AHN, MICHAEL MONTERO, DAN ODELL, SHAD ROUNDY, "anisotropic material properties of fused deposition modeling abs," *rapid prototyp. j.*, vol. 8, pp. 248–257, 2002.
- [ONW 3] G. C. ONWUBOLU AND F. RAYEGANI, "Characterization and Optimization of Mechanical Properties of ABS Parts Manufactured by the Fused Deposition Modelling Process," *Int. J. Manuf. Eng.*, 2014.
- [LEE 4] B. H. LEE, J. ABDULLAH, AND Z. A. KHAN, "Optimization of rapid prototyping parameters for production of flexible ABS object," *J. Mater. Process. Technol.*, 2005.
- [PAN 5] S. K. PANDA, S. PADHEE, A. K. SOOD, AND S. S. MAHAPATRA, "Optimization of Fused Deposition Modelling (FDM) Process Parameters Using Bacterial Foraging Technique," vol. 2009, no. November 2009, pp. 89–97, 2011.
- [SAH 6] R. K. SAHU, S. S. MAHAPATRA, AND A. K. SOOD, "A Study on Dimensional Accuracy of Fused Deposition Modeling (FDM) Processed Parts using Fuzzy Logic," vol. 13, no. 3, pp. 183–197, 2013.
- [FOU 7] N. A. FOUNTAS AND N. M. VAXEVANIDIS, "Optimization of fused deposition modeling process using a virus-evolutionary genetic algorithm," *Comput. Ind.*, vol. 125, p. 103371, Feb. 2021.
- [ROY 8] R. K. ROY, "A primer on the Taguchi method," p. 304, 2010.
- [WAN 9] C. C. WANG, T. W. LIN, AND S. S. HU, "Optimizing the rapid prototyping process by integrating the Taguchi method with the Gray relational analysis," *Rapid Prototyp. J.*, vol. 13, no. 5, pp. 304–315, 2007.
- [COR 10] D. S. CORREIA, C. V. GONÇALVES, S. S. DA CUNHA, AND V. A. FERRARESI, "Comparison between genetic algorithms and response surface methodology in GMAW welding optimization," *J. Mater. Process. Tech.*, vol. 1, no. 160, pp. 70–76, Mar. 2005.
- [JEF 11] C. F. JEFF WU, MICHAEL HAMADA "Experiments: Planning, Analysis, and Parameter Design Optimization - ISBN livre 9781119470007. Publication 9 Janvier 2021. doi:10.1002/9781119470007. [Accessed: 07-July-2023].

- [MON 12] D. C. MONTGOMERY, “Design and Analysis of Experiments” Eighth Edition. Arizona State University, vol. 2009, no. 2005. 2013.
- [MED 13] LARRY MEDSKER “Recurrent Neural Networks: Design and Applications - International Series on Computational Intelligence”.ISBN livre 0849371813, 9780849371813. Éditeur CRC-Press, 2000. [Accessed: 07-July-2023].
- [SIM 14] C. SIMON HAYKIN, MCMASTER UNIVERSITY, HAMILTON, ONTARIO, “neural networks - a comprehensive foundation - simon haykin.pdf.” p. 823, 2005.
- [ZUR 15] E. ZURNACI, “Optimization of 3D Printing Parameters To Mechanical Strength Improvement of Sustainable Printing Material Using Rsm,” Int. J. 3D Print. Technol. Digit. Ind., vol. 7, no. 1, pp. 38–46, 2023, doi: 10.46519/ij3dptdi.1231076.
- [FOU 16] N. A. FOUNTAS, I. PAPANTONIOU, J. D. KECHAGIAS, D. E. MANOLAKOS, AND N. M. VAXEVANIDIS, “Modeling and optimization of flexural properties of FDM-processed PET-G specimens using RSM and GWO algorithm,” Eng. Fail. Anal., vol. 138, p. 106340, Aug. 2022, doi: 10.1016/J.ENGFAILANAL.2022.106340.
- [ALI 17] D. ALI, A. F. HUAYIER, AND A. ENZI, “Parametric Prediction of FDM Process to Improve Tensile Properties Using Taguchi Method and Artificial Neural Network,” vol. 17, no. 4, pp. 130–138, 2023.
- [PEL 18] L. PELZER, A. F. POSADA-MORENO, K. MÜLLER, C. GREB, AND C. HOPMANN, “Process Parameter Prediction for Fused Deposition Modeling Using Invertible Neural Networks,” Polymers (Basel)., vol. 15, no. 8, pp. 1–18, 2023, doi: 10.3390/polym15081884.