



**HAL**  
open science

## Analyse in-situ du procédé de Fabrication Additive

Robin Kromer, David Comberton, Eric Lacoste

► **To cite this version:**

Robin Kromer, David Comberton, Eric Lacoste. Analyse in-situ du procédé de Fabrication Additive. Conference Manufacturing21, Ecole Normale Supérieure Paris-Saclay [ENS Paris Saclay], Oct 2022, Gif Sur Yvette, France. hal-04011774

**HAL Id: hal-04011774**

**<https://hal.science/hal-04011774>**

Submitted on 2 Mar 2023

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

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



# Analyse in-situ du procédé de Fabrication Additive

Robin KROMER <sup>(a)</sup>, David COMBERTON<sup>(a)</sup>, Eric LACOSTE <sup>(a)</sup>

*(a) Université de Bordeaux, I2M, CNRS, Bordeaux*

*Mail : robin.kromer@u-bordeaux.fr*

**Résumé :** Les mesures in-situ en temps réel offrent des voies d'amélioration pour la surveillance et le contrôle des pièces pendant la fabrication d'une pièce par un procédé additif métallique. Cette étude porte sur le développement d'outils d'évaluation de la santé matière, pour le procédé Wire Arc Additive Manufacturing (WAAM) et le procédé Laser Powder Bed Fusion (LPBF). Après une présentation de la conception de banc instrumenté, cet article présente la méthodologie utilisée pour la génération de métamodèles pour la détection de défauts via une analyse in-situ. Les données sont obtenues à partir de photodiodes, puis analysées avec des algorithmes d'apprentissages, type Machine Learning (ML), pour générer des métamodèles utilisables directement sur machine afin d'avoir une évaluation en direct de la santé matière. Cette méthodologie permet de connaître la précision de prédiction et la sensibilité des résultats aux paramètres. Il est ainsi possible d'avoir une loi quantitative prédictive. Le plan d'expérience, défini à l'aide d'un SOBOL, permet d'étudier l'influence de la vitesse de déplacement de la source d'énergie, et de la quantité de matière en interaction qui sont deux facteurs majeurs de la fabrication additive. Des résultats sur le procédé WAAM montre la possibilité de voir la déviation de condition de fabrication et de localiser de potentiel défauts. Finalement, l'intégration du métamodèle sur la fabrication d'un échantillon a été menée sur le procédé LPBF afin de localiser les défauts potentiel in-situ. Les différents paramètres influents sont donc proposés et différents paramètres non contrôlables mais mesurable peuvent être intégré aux métamodèles.

**Mots clés :** Contrôle in-situ, Fabrication additive, Banc d'essai, Métamodèle

## 1. Introduction

Les principales limites des procédés de fabrication additive concernent la qualité et la répétabilité des pièces pour une application industrielle. Pour le procédé Wire Arc Additive Manufacturing (WAAM), qui présente un taux de dépôt important (I. Taberero et al., 2018), l'histoire thermique est déterminante pour la présence de défauts, en particulier la porosité (Yang et al., 2016). Pour mieux comprendre tous ces phénomènes, il est nécessaire de développer des bancs d'essais (Bidare et al., 2017) (Colosimo and Grasso, 2020), ouverts et modifiables. L'objectif est de pouvoir corréler les données en temps réel de différents capteurs, comme une photodiodes qui est sensible à l'intensité lumineuse et à la qualité de l'arc électrique, mais aussi un microphone dont la sensibilité peut être reliée à la stabilité de l'arc comme la déviation et la distance entre la torche et la zone de dépôt (nozzle-to-work distance) (Hauser et al., 2022). Lors de la fabrication, l'intensité du signal augmente en cas de déviation, et diminue en cas de diminution du flux de gaz, qui peut se traduite par de l'oxydation (Hauser et al., 2022). Ce procédé reste aujourd'hui limité en termes de trajectoire. Les procédés de fabrication additive de fusion laser de lit de poudre (Laser Powder Bed Fusion : LPBF) offrent des stratégies de fabrication extrêmement polyvalentes, et des avantages concurrentiels par rapport à la fabrication conventionnelle en termes de production de pièces personnalisées avec des fonctions internes et des géométries externes complexes [1, 2] sans utiliser d'outillage dédié, et en réduisant le délai entre la conception numérique et la fabrication [3]. Ces procédés ont le potentiel de produire des structures optimisées en terme de masse tout en présentant des propriétés mécaniques appropriées [4]. Cependant les pièces produites ne sont pas parfaites. Ils existent différents défauts tel que des pores incrustés et/ou fissures. La densité peut ainsi atteindre presque 100%, les propriétés mécaniques peuvent être égales et parfois supérieures à celles de leurs homologues de fabrication classique mais ces irrégularités minimisent les applications structurelles [1,5, 6]. Les avantages du système LPBF basé sur la technologie laser ont suscité l'intérêt du milieu de la recherche et de l'industrie, en mettant davantage l'accent sur les stratégies permettant de surmonter certains des problèmes existants liés à la qualité et la répétabilité des pièces [7]. Selon la littérature, le procédé LPBF présentent un degré élevé de sensibilité aux perturbations et aux paramètres de processus d'entrée tels que la puissance laser, le chemin de balayage laser et la vitesse de balayage [8]. Le grand nombre de paramètres de processus contrôlables et prédéfinis, résumés par Mani et al. [7] ont une influence complexe sur le comportement thermique transitoire du bain de fusion, pouvant entraîner une porosité [9], une rugosité de surface élevée [3,7], une fissuration et un délaminage entre couche associé aux contraintes thermiques [10], des anisotropies de propriétés physiques [1,3,11], ainsi que des déformations anisotropes [11].

Le grand nombre de variables dans ce processus de fabrication interagissent. Les stratégies actuelles pour évaluer la qualité des pièces émergents pour aller plus loin des méthodes d'optimisation paramétrique machine par des itérations d'essais coûteuses et fastidieuses [7,9,17]. Afin de minimiser le besoin de telles itérations, des chercheurs travaillent au développement de modèles « haute-fidélité » de certaines étapes du processus basés sur la physique. Cependant, ces modèles reposent sur une connaissance rigoureuse des propriétés de matériau d'entrée telles que la diffusivité, la réflectance et

l'émission des matériaux sachant qu'ils sont amenés à changer d'état pendant l'élaboration en évoluant de l'état poudre à l'état solide et en passant par une phase liquide. Or, toutes ces données sont actuellement indisponibles pour tous les environnements, tous les matériaux et toutes les températures [18,19]. Dans les machines disponibles dans le commerce, une fois que les paramètres de processus appropriés ont été identifiés, ils sont généralement maintenus constants, mais le processus reste sensible aux perturbations [20]. La stratégie actuelle est d'apporter des outils de métrologie appropriés afin de récupérer des informations pendant le processus de fabrication [7]. Il est possible d'associer par exemple une mesure de réflectivité à l'apparition de pores [21], les éjections de matières [22,23], la consolidation par des mesures thermiques [24,25,26], la rugosité de surface à chaque couche [26,27,28] voir même des études dans le bain de fusion avec des rayons X [29]

L'objectif est de détecter les défauts à l'échelle d'un cordon ou d'une couche entière pour optimiser les paramètres de fabrication ou arrêter la production en cas de déviation trop importante en modifiant les paramètres principaux contrôlables tel que la vitesse et l'énergie déposée (Dinovitzer et al., 2019). Ces analyses in-situ à l'aide de photodiodes sont donc mené pour le procédé lits de poudres LPBF (Lapointe et al., 2022), (Grasso et al., 2021) et le procédé WAAM. Dans cette stratégie, des bancs d'essai ont été développés pour implémenter des capteurs et faire de l'analyse in-situ lors de l'interaction laser-matière (voir des analyses pré/post process dans le processus de fabrication). Plusieurs objectifs peuvent être proposés : observer l'interaction énergie-matière, évaluer des méthodes de métrologie, faire la corrélation entre les données et le savoir-faire et développer des algorithmes d'analyse de la santé matière voire le contrôle des processus en temps réel. Les données seront donc combinées via des signatures pour corréler les paramètres, l'expertise et les propriétés. L'idée est de développer des algorithmes pour analyser la santé de la matière et même contrôler les processus en temps réel. Une structure organisationnelle pour les stratégies de contrôle sera également étudiée à l'aide de métamodèles (par exemple génération par machine learning) pour combiner ces signatures dans des méthodologies de conception pour la fabrication additive et surtout pour effectuer une optimisation en tenant compte de la géométrie. Il est vrai qu'il sera nécessaire de définir les mesures appropriées basées sur les connaissances, d'optimiser le flux de données pour l'analyse in situ et/ou post-traitement, pour l'évaluation et le suivi du processus de fabrication des pièces données.

## **2. Tests et données collectées**

### *1.1 La plateforme LPBF*

L'appareil sur lequel notre étude est réalisée est un banc de laboratoire représentatif du processus LPBF pour mettre en œuvre une analyse in situ lors de l'interaction laser-poudre. Le principe de fonctionnement reste le même que pour un appareil LPBF classique sauf dans un détail car ici le laser peut rester fixe et c'est la chambre de fusion qui se déplace ou le laser se déplace avec une tête de balayage 3D. Il est ainsi possible de maîtriser les conditions de monitoring et d'avoir des conditions répétable pour l'apprentissage. En ce qui concerne la chaîne d'acquisition de données, le principe reste le même que pour un

dispositif LPBF conventionnel. Une série de miroirs est mise en œuvre pour réfléchir et diriger les données du bain de fusion vers divers capteurs. La figure ci-dessous illustre cette chaîne d'acquisition.

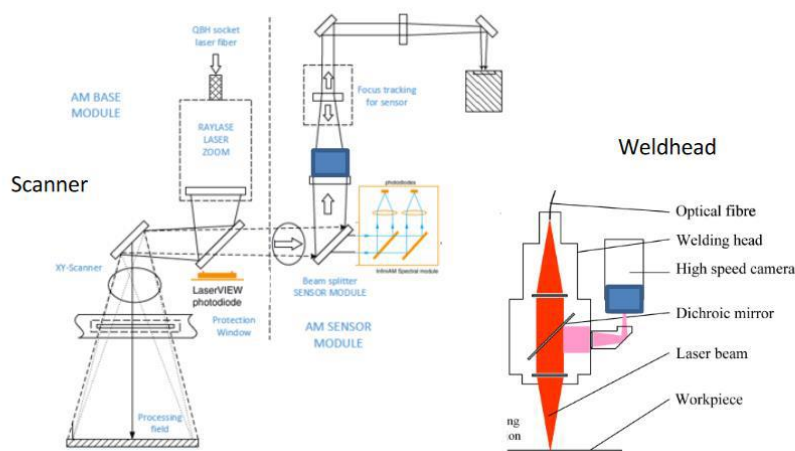


Figure 1: Schéma de la chaîne d'acquisition

Afin de comprendre le signal étudié, il est important de comprendre les données collectées par la photodiode. Celle que nous utilisons est une photodiode visible PDA36A2 à 50 dB montée avec un filtre FES0450. Pour rappel, la photodiode fonctionne selon le principe suivant : la photodiode capte le signal lumineux (en fonction de la longueur d'onde) du bain de fusion et le traduit en tension. Celui utilisé est sensible aux longueurs d'onde comprises entre 400 nm et 1100 nm. Son spectre de réponse, donné ci-dessous, donne une clarification sur sa sensibilité à chaque longueur d'onde. En le couplant avec le filtre, il est possible d'isoler des longueurs d'onde comprises entre 385 nm et 450 nm. Le but de cette installation est de capturer les longueurs d'onde émises par le bain de fusion inférieures à 450 nm. Lorsque la fusion se passe bien, le bain de fusion émet entre 450 nm et 1000 nm. De plus, comme ces longueurs sont plus faibles, elles pourraient être émises par des particules éjectées du bain de fusion (une longueur d'onde plus faible signifiant une température plus élevée). D'autres technologies peuvent être mises en œuvre telles que les photodétecteurs infrarouges, le pyromètre ou la caméra haute vitesse. La méthodologie est illustrée avec la photodiode visible aux fins de ce document. Les tests qui ont été effectués visent à trouver un lien entre les différentes données de la chaîne d'acquisition et les réglages de la machine. L'approche consistait à former des cordons sur une plaque et à modifier les paramètres de vitesse, de puissance et d'épaisseur de chaque cordon. Ainsi, sur une plaque, il y a 5 cordons de 20, 40, 60, 80 et 100  $\mu\text{m}$  d'épaisseur construits à vitesse et puissance fixes comme illustré dans le schéma ci-dessous.

## 1.2 Plateforme WAAM

Pour ces essais, un poste Fronius © TPS320i a été monté sur une CNC Openbuilds © C-Beam 3 axes (Figure 2), en ajoutant un support pour la photodiode SM05PD1A avec une

gamme d'onde dans le visible (350-1100nm), qui réalise une moyenne spatiale de l'intensité lumineuse au cours de la soudure. Nous avons imprimé des cordons de 60 mm (Figure 3) en acier doux de diamètre 0,8mm sur un substrat en acier d'épaisseur 8mm, dans la même direction. Au cours de la fabrication, les données de la photodiode sont enregistrées directement sur un oscilloscope, avec un fichier pour chaque essai. De plus, au cours de la réalisation d'essais complémentaires, nous avons ajouté un micro Behringer ECM8000 avec un système d'acquisition Presonus Audiobox.

Avec ce poste de WAAM-CMT, il est possible de régler des dizaines de paramètres, sur l'intensité au démarrage et le débit de gaz. Par contre, comme il s'agit d'un système commercial, il suit une loi synergique propriétaire. Celle-ci définit le couple Tension-Courant-Débit matière pour une base de données matériaux, pour garantir des « bonnes conditions » de soudure. Pour notre étude de cas, chaque essai est défini par une vitesse de déplacement de torche, et l'intensité de l'arc pour le diamètre 0.8mm d'acier doux et la type de gaz : Ferroline C8. (8% CO<sub>2</sub> – 92% Ar). La spécificité du CMT réside dans l'oscillation du fil, allant jusqu'à 103 Hz et piloté automatiquement.

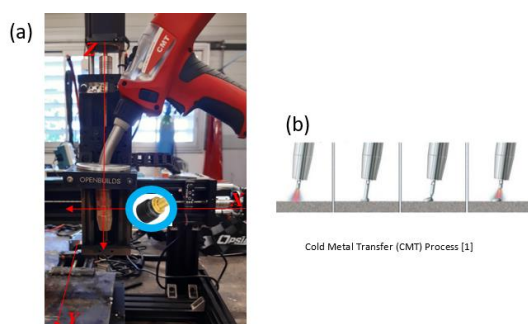


Figure 2: Banc d'essai WAAM-CMT (a) – Présentation du procédé CMT (b)

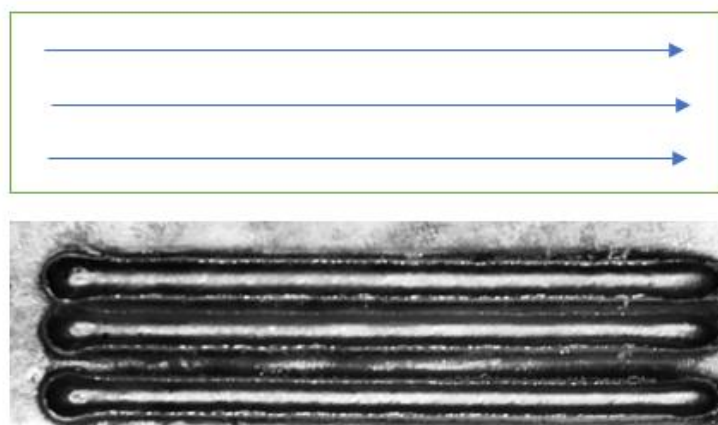


Figure 3: Vue du dessus de l'essai 52 – 980 mm/min 107A

### 1.3 Traitement du signal

Le signal provenant de la photodiode est analysé afin de détecter tout éventuel défaut. Avant de procéder à cette analyse, il est nécessaire de définir les zones de recherche de manière précise. En effet, le signal brut de la photodiode n'est pas utilisable tel quel. Il est important d'extraire une zone de travail lissée et découpée de manière à ce que le signal de chaque câble soit détecté lors de chaque test. Plusieurs essais ayant des caractéristiques similaires ont été réalisés afin de vérifier la reproductibilité des données obtenues. L'algorithme d'interpolation de krigeage (méthode de régression gaussienne) a été utilisé pour étudier différents critères tels que la moyenne, la transformée de Fourier et les dérivées secondes sur chaque zone du signal en fonction des paramètres d'entrée. Chaque condition a été répétée trois fois afin de calculer l'écart-type. Une analyse statistique a été effectuée selon la méthode Leave-One-Out. Cela a permis de déterminer que chaque point du plan d'expérience peut être prédit à partir de la surface de réponse avec une estimation (définie par une analyse de variance).

### 1.4 Plan d'expérience

Le plan d'expérience est défini avec le SOBOL, développé sur python (en opensource) dans notre cas et basé sur les indices de SOBOL de Ilya Meïérovitch Sobol. Il s'agit d'un plan à faible discrédance (et non stratifiés, aléatoires ou quasi-aléatoire), à savoir que la discrédance est une mesure topologique qui permet de mesurer si les points sont correctement répartis dans l'espace de définition des variables aléatoires avec l'avantage principal de pouvoir ajouter de nouveaux points, la figure 3 (b) présente un plan d'expérience SOBOL. Ce plan d'expérience est donc défini comme données d'entrées pour nos métamodèles. Il est intéressant car il peut aller jusqu'à 40 dimensions et peut-être complété facilement avec une recherche de remplissage des dimensions optimales en suivant une analyse de variance du remplissage des différentes variables. Le plan d'expérience pour le WAAM se base sur la vitesse de déplacement torche entre 400 et 1000 mm/min et le courant entre 40 et 160 A. Le plan utilisait pour le LPBF porte sur la puissance du laser et le mouvement de la vitesse (définis de 400 à 550 W et de 900 à 1100 mm/s, respectivement) pour l'alliage d'aluminium étudié (AS7G0.6).

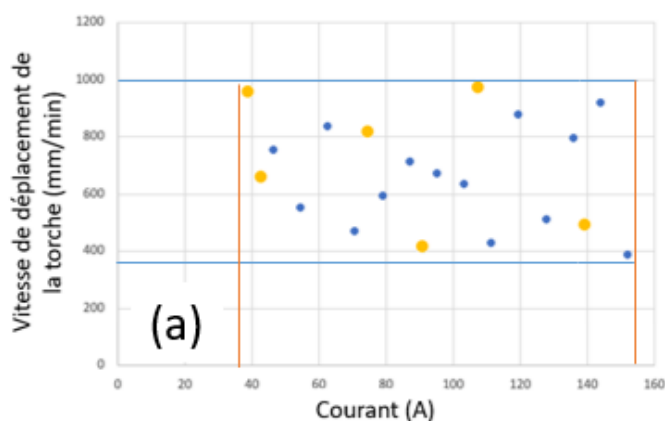


Figure 4 : Plan d'expérience Tension – Vitesse pour les essais WAAM

Le signal a été analysé en plusieurs étapes: extraction, segmentation du signal et évaluation des pics/vallées (figure 3). L'objectif est de pouvoir observer les fluctuations sur les zones utiles (et sur les différentes couches pour le LPBF). La deuxième étape de l'approche est l'extraction de caractéristiques, qui est la transformation du signal en caractéristiques qui sont considérés comme une représentation compressée. Les données ont une dimensionnalité très élevée, par conséquent, l'extraction de ces données est un défi. Pour réduire la dimensionnalité des données, une analyse de haut niveau représentation est construite là où un ensemble de caractéristiques significatives sont calculés. Les valeurs statistiques calculées peuvent être la moyenne arithmétique, l'écart-type, skewness, kurtosis, l'entropie qui traduisent des indicateurs du signal obtenu. Un focus a été porté sur l'analyse de la valeur moyenne et l'écart-type pour cette étude.

Les données des photodiodes permettent de créer un métamodèle, qui est une surface de réponse ou un modèle simplifié, basé sur les données brutes du capteur. L'interpolation des points utilise la technique du krigeage, ou le « regression Gaussian process », basée sur la covariance. Comme présenté dans la méthodologie (Figure 5), il est possible de filtrer les signaux avec les valeurs du métamodèle. L'avantage du métamodèle est de pouvoir ajouter de nouveaux essais pour l'enrichir et améliorer la précision, tout comme le plan d'expérience SOBOL. L'idée est donc de générer une loi entre les paramètres machines et les données photodiodes. Le krigeage fournit un coefficient statistique  $Q^2$  qui évalue la précision. Il est représentatif de la robustesse de la corrélation entre les paramètres et les critères. Ainsi cette loi peut être utilisé pour valider les bonnes conditions de fabrication et/ou détecter des défauts potentiels. En plus d'avoir un lien entre les données d'entrées et de sorties, il est possible de connaître la sensibilité des mesures par rapport aux paramètres d'entrées. La figure 4 présente la méthodologie utilisée pour créer le modèle, basé sur la moyenne et l'écart-type des signaux, enregistrés pour le plan d'expérience présenté **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**, avec les points bleus pour l'entraînement du modèle et jaunes pour la vérification (30% des essais).

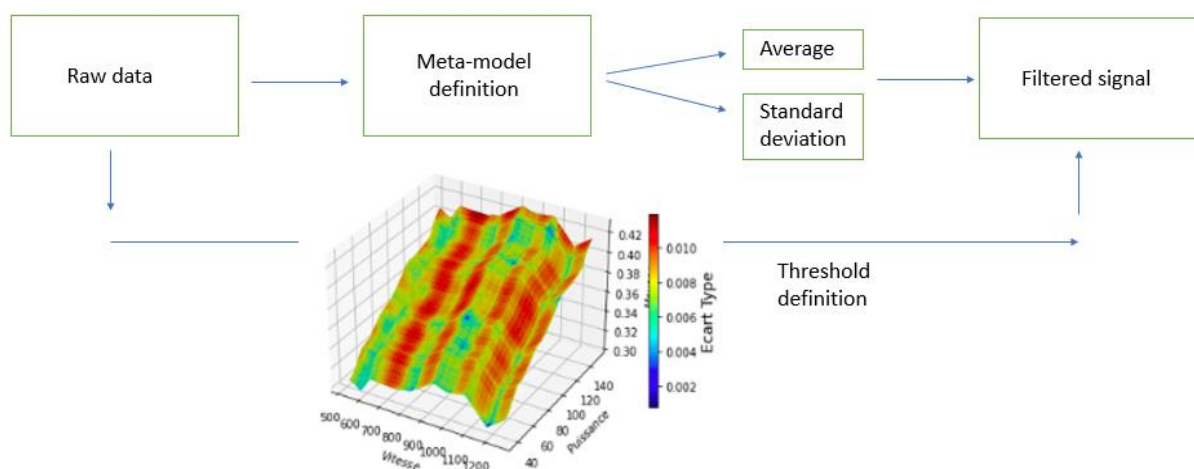


Figure 5 : Méthodologie pour la génération du métamodèle



Le métamodèle est donc créé à partir des signaux bruts en calculant des indicateurs à différentes échelles, et il permet d'obtenir un mapping complet du plan d'expérience. Certaines zones, en particulier les limites du domaine, présentent une moins bonne précision : il s'agit de l'effet de bord. La moyenne permet de détecter une déviation au cours de la production, et l'écart-type de définir le seuil de détection, puisqu'il est lié à la dispersion des valeurs d'intensité. Comme présenté dans la Figure 8, il est possible de filtrer les signaux avec des valeurs caractéristiques statistiques décrivant à différentes échelles le signal obtenu et de les prédire avec le métamodèle. L'avantage du métamodèle est de pouvoir ajouter de nouveaux essais pour l'enrichir et améliorer la précision et d'avoir une évaluation de la sensibilité des paramètres d'entrée sur les caractéristiques statistiques du signal.

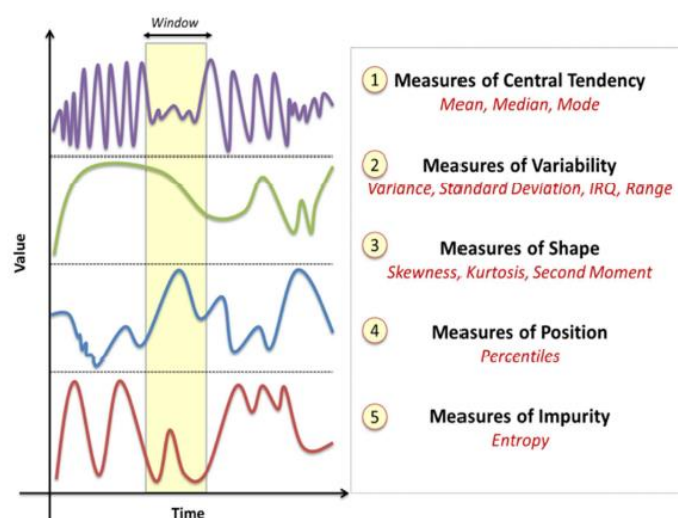


Figure 6 : Extraction de caractéristiques statistiques

### 3. Résultats

#### 1.5 Génération de métamodèle

Une fois la méthode d'apprentissage automatique mise en place, les résultats du processus d'analyse de la moyenne et de l'écart-type ont pu être calculés pour les deux plans d'expérience, LPBF et WAAM. Les signaux obtenus pour chaque bande de couleur représentent un canal (Figure 7). Des seuils différents peuvent être utilisés pour distinguer les pics et les vallées (vous pouvez utiliser des algorithmes de détection de pics du module scikit-learn). Les différentes interactions sur le lit de poudre peuvent être clairement identifiées zone par zone. On peut clairement déterminer les hauts sommets et les vallées sur les marches de chaque cavité. Cette observation a été utilisée pour synchroniser manuellement le signal complet et l'image microscopique.

Ces tests ont été utilisés pour générer le métamodèle à partir des données obtenues. L'algorithme d'interpolation de krigeage (méthode de régression gaussienne) a été utilisé pour cette étape avec la tête de soudure et l'outil d'acquisition NI. Chaque condition a été répétée trois fois. Les valeurs moyennes ont été évaluées en fonction des signaux. Une analyse statistique a été effectuée selon la méthode Leave-One-Out. Cela a permis de déterminer que chaque point du DOE (plan d'expérience) peut être prédit à partir de la surface de réponse avec une estimation (définie par les autres points). Le jeu de données

utilisé pour évaluer la surface de réponse et une variance sont calculés à partir d'échantillons. Une itération est basée sur l'outil de validation croisée Scikit-learn. Les règles d'interpolation étaient une exponentielle absolue. Elles peuvent être utilisées directement dans l'outil de prédiction pour évaluer les valeurs moyennes estimées, par exemple. Le krigeage fournit des valeurs  $Q^2$  comme mesure de précision. Elles étaient relativement élevées (0,95) dans le cas de WAAM et presque parfaites (0,99) pour LPBF.

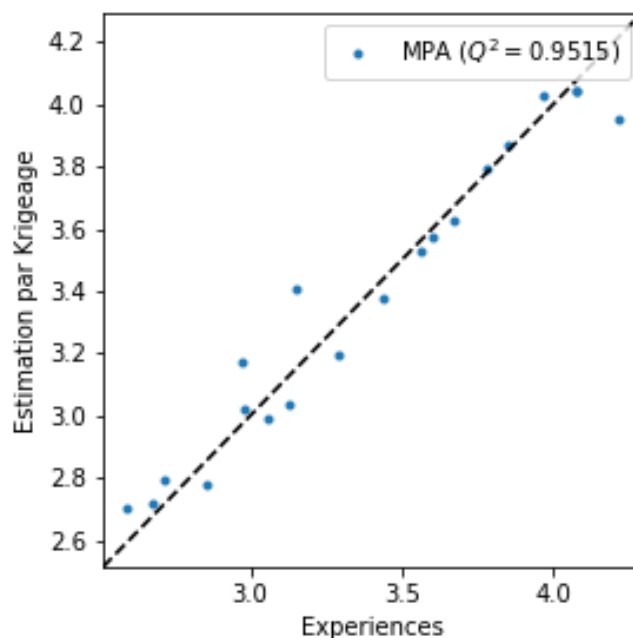


Figure 7: Évaluation de l'outil de prédiction avec définition  $Q^2$  (MPA = Moyenne De précision prédictive) – Unité de tension

### 1.6 Application à deux essais WAAM

Après avoir effectué les essais suivant le plan d'expérience avec des monocordons, deux essais correspondant à une condition correcte et une déviée sont présentés. La Figure 8 présente le résultat pour un essai à puissance nominale, avec la moyenne et l'écart-type réel en bleu et rouge, et vert et jaune pour le métamodèle. L'écart entre ces valeurs est faible, et les deux seuils détectent la même zone, qui correspond à celle du début qui n'est pas une zone d'intérêt car la puissance au démarrage de l'arc est plus importante, d'où la détection de pic au-delà de 0.45mA. Comme on peut le voir sur la photo des cordons, il n'y a pas de défaut visible, et aucun pic n'est détecté entre 10 et 40mm de distance. Alors que pour le second essai à vitesse plus élevée et puissance plus faible, Figure 9, il est possible de constater un manque de matière, et des pics sont détectés à l'aide du seuil réel et celui du métamodèle, entre 10 et 40mm. En effet, au-delà de 0.4 mA, qui correspond au seuil du métamodèle, de nombreux pics sont détectés. Il est donc possible d'utiliser les valeurs prédites du métamodèle

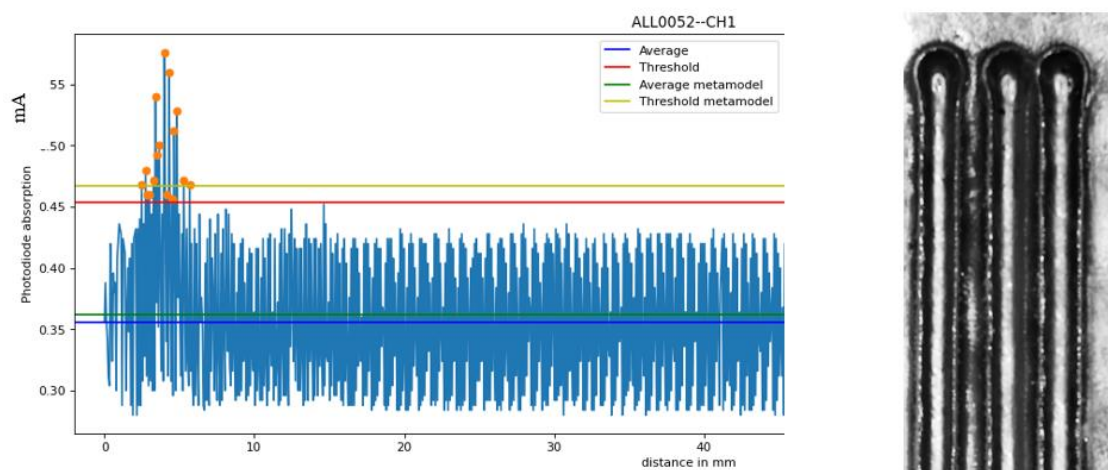


Figure 8 : Donnée filtrée de l'essai à puissance et vitesse nominales (675 mm/min – 95A)

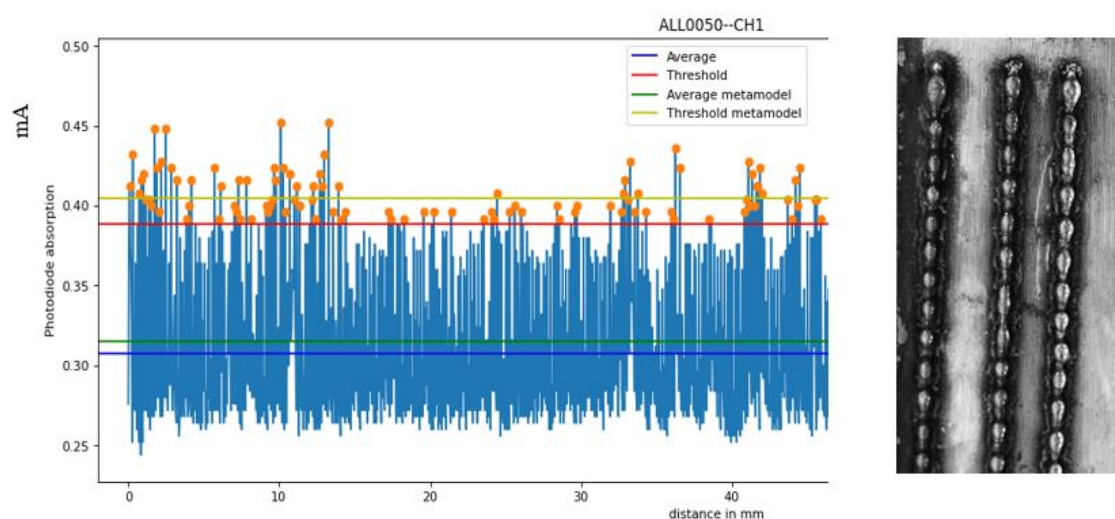


Figure 9 : Donnée filtrée à puissance faible et vitesse élevée (553mm/min – 54A)

Cependant, la sensibilité de 80% à la vitesse, et le complémentaire pour la puissance semble étonnante au vu de l'allure de la surface pour la valeur moyenne. En effet, les variations de la surface du signal est plus importante si on se place à vitesse constante et que l'on fait varier la puissance, avec un delta de 0.08mA, contre 0.02 a vitesse variable et puissance constante. Dans ce papier, nous ne considérons pas l'aspect géométrique mais uniquement les défauts principaux qui influent sur les propriétés mécaniques. La partie géométrique fait l'objet d'une autre thèse au sein de notre laboratoire avec l'objectif de faire un pont entre les deux, à l'aide d'outil comme la réalité virtuel ou l'aide à la conception. Une fois la méthode d'apprentissage automatique choisie, les résultats du processus d'analyse moyenne, de la transformée de Fourier ou de la dérivée seconde ont pu être calculés. Cette méthode permet une sortie rsur plusieurs indicateurs. Les valeurs moyennes sont bien définies et il apparaît que la moyenne arithmétique des pics et des vallées du signal de transformée de Fourier montre des résultats prometteurs. Sachant que cette variable est étroitement liée aux paramètres de l'expérience, il est possible

d'examiner la sensibilité à chacun de ces paramètres. Les résultats suivants sont les résultats. L'interaction principale est liée à la puissance des valeurs moyennes.

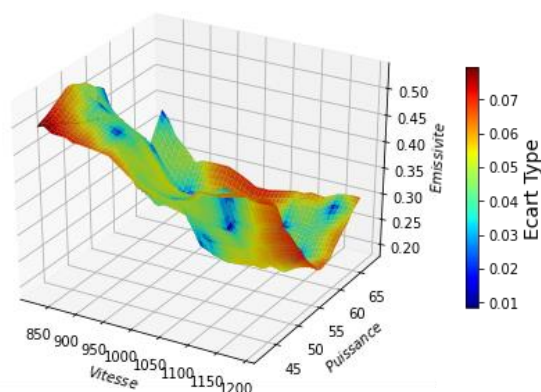


Figure 10: Loi prédictive générée par la méthode de kriging

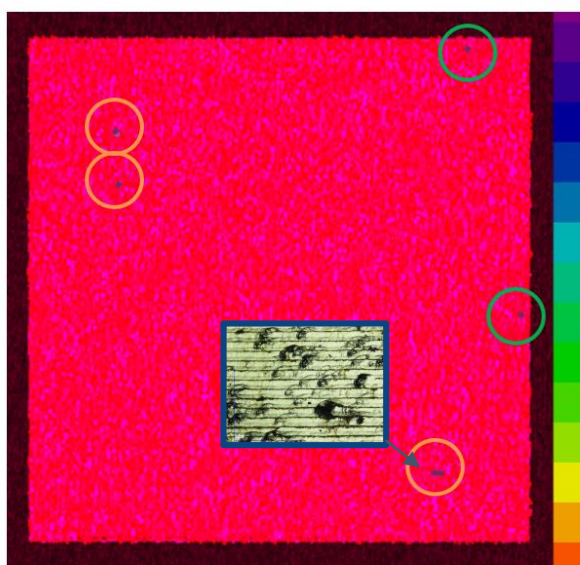
#### 4. Discussion

L'analyse d'image de chaque ligne de soudure a été dispersée avec les signaux de photodiode. L'objectif sera de définir un outil statistique permettant de relier ces signaux à la géométrie de la ligne de soudure et d'identifier les défauts spécifiques. Aujourd'hui, au stade de nos investigations, les certitudes suivantes sont les suivantes : les données de la photodiode sont fiables et reproductibles et un seuil représentatif de la fluctuation du processus lors de l'interaction laser-matière peut être fixé. D'autres développements sont nécessaires dans l'analyse du signal pour vérifier la loi estimée. Pour valider le diagnostic, une évaluation post-mortem est requise. Plusieurs défauts sont observés et peuvent être énumérés. L'idée est de corrélérer la signature des pics et des vallées en fonction de la fluctuation observée. Un outil de diagnostic d'image a été développé pour déterminer la position de la zone noire et blanche (pour chaque ligne de soudure). Un développement supplémentaire est nécessaire en raison du problème antérieur de juxtaposition (analyse in situ vs analyse post-mortem).

Ces différents résultats permettent de supposer que, pour une fréquence d'échantillonnage donnée, il serait possible de réaliser une analyse in situ prédictive de l'interaction laser-matière et notamment de la sensibilité via une analyse de Fourier. En effet, on pourrait supposer qu'en regardant la transformée de Fourier calculée, non pas en temps réel mais presque, il serait possible d'anticiper une déviation possible dans la relation laser-matière. Il serait intéressant, par exemple, de fixer un seuil correspondant à la hauteur des pics et des vallées au-delà duquel des failles apparaîtraient dans la partie actuelle et de l'appliquer à tous les micromètres « x » parcourus en temps réel. Ainsi, il serait possible de détecter des défauts ou même de rectifier les paramètres seulement quelques nanomètres plus tard et donc d'éviter la formation de nouveaux défauts dans le reste de la pièce.

Ces différents résultats permettent de supposer que, pour une fréquence d'échantillonnage donnée, il serait possible de réaliser une analyse in situ prédictive de l'interaction laser-matière et notamment de la sensibilité via une analyse de Fourier. En effet, on pourrait supposer qu'en regardant la transformée de Fourier calculée, non pas en temps réel mais presque, il serait possible d'anticiper une déviation possible dans la relation laser-matière. Il serait intéressant, par exemple, de fixer un seuil correspondant à la hauteur des pics et des vallées au-delà duquel des failles apparaîtraient dans la partie actuelle et de l'appliquer à tous les micromètres « x » parcourus en temps réel. Ainsi, il serait possible de détecter des défauts ou même de rectifier les paramètres seulement quelques nanomètres plus tard et donc d'éviter la formation de nouveaux défauts dans le reste de la pièce.

Si un écart important se produit, une première limite peut être définie pour une méthodologie spécifique. Par exemple, si le diagnostic est effectué à n-couche, n+ 1 couche peut être déterminante pour vérifier la perturbation et son amplification. N+2 pourrait également être testé. S'il reste, selon la position, il peut être nocif. Une production peut être arrêtée et une décision doit être prise. Le développement futur devrait être consacré aux principales ÉTAPES: diagnostic de surface à l'aide d'un scanner et preuve de concept couche par couche. Le diagnostic de surface utilisera une stratégie d'analyse définie par le DOE. Il sera fabriqué sur une couche de lit de poudre. L'idée est de traiter sur une plaque comme précédemment et aussi sur cylindre (analysé avant et après traitement par tomographie). La preuve de concept sera dédiée à la réussite d'une construction complète et d'un diagnostic si une perturbation majeure est observée. L'idée sera d'élaborer une définition du seuil au-dessus du seuil de conformité. Le jumeau numérique est en cours de développement chez I2M. Un résultat a été utilisé pour illustrer (figure 11). Si un seuil spécifique est établi et qu'une représentation géométrique est faite. Il sera intéressant de diagnostiquer la déviation avec leur localisation et leur taille approximative. La localisation semble bien définie. La définition du modèle et l'intégration de l'outil restent à terminer le travail avec la tâche 7.



*Figure 11: Exemple de reconstruction 2D du signal et de liaison à puces vers la localisation de la déviation*

Le développement de fonctionnalités avancées dans les matériaux est un domaine en constante évolution. Afin de comprendre comment ces fonctionnalités peuvent être générées et optimisées, il est important de disposer de données précises sur les configurations de fonctionnalités existantes. Pour obtenir ces données, nous avons mis en place une méthode de reconnaissance de fonctionnalités basée sur l'analyse d'invariants et l'utilisation de l'algorithme Hoshen-Kopelman.

L'étude de la mésoéchelle est cruciale car elle permet d'obtenir des informations sur les transformations qui ont lieu entre les couches successives d'un matériau. Cependant, ces transformations peuvent être difficiles à étudier directement, car elles sont limitées sur une hauteur donnée. Pour contourner cette limitation, nous avons utilisé la méréotopologie afin d'aligner les données sur les patterns observés et d'obtenir une meilleure compréhension de la physique en jeu.

En parallèle, nous avons développé des essais sur bancs instrumentés afin de mieux comprendre les mécanismes en jeu dans le développement de ces fonctionnalités avancées. Ces essais nous ont permis de générer une importante base de données, qui sera utilisée pour alimenter notre machine industrielle. Toutefois, il est important de savoir quelles informations doivent être transmises et à quel moment, c'est pourquoi nous avons effectué une classification de ces données en fonction des processus de conception et de fabrication.

En résumé, notre approche innovante de reconnaissance de fonctionnalités nous permet de mieux comprendre comment ces fonctionnalités peuvent être générées et optimisées, grâce à une meilleure compréhension de la physique en jeu et à une base de données précise. Cela nous permettra de développer de nouvelles technologies avancées dans le domaine des matériaux.

## **5. Conclusion**

L'objectif de cette étude est de présenter une méthodologie pour l'intégration de données provenant de photodiodes dans le cadre de la détection de défauts de matière lors de la production. Pour ce faire, nous avons utilisé la méthode de plan d'expérience SOBOL, qui permet de facilement ajouter de nouveaux points de test ou d'augmenter le nombre de tests par point. Nos essais avec la photodiode ont mis en évidence la possibilité de détecter de manière précise des manques de matière importants au cours de la production en utilisant un métamodèle basé sur des données statistiques telles que la moyenne et l'écart-type. Nous avons également établi une corrélation entre les données de la photodiode et celles d'un enregistrement acoustique.

Dans la suite de notre étude, nous comptons ajouter une caméra de soudure haute fréquence ainsi qu'un micro cardioïde plus adapté. Nous souhaitons également pouvoir mesurer en temps réel la puissance du poste de soudure, en particulier l'intensité, la

tension et le débit de fil. Cette méthodologie peut être utilisée soit en cours de production pour détecter une déviation et arrêter la production, soit pour détecter la position des défauts à l'aide du métamodèle sur l'ensemble du domaine de production. Toutefois, il est important de définir avec précision le seuil de détection en utilisant un coefficient de sécurité approprié. Nous travaillons actuellement sur la mise en place d'une boucle fermée qui permettra de changer les paramètres de production en fonction des valeurs mesurées tout en caractérisant les échantillons pour validation.

## 6. Références

- [1] Craeghs T, Bechmann F, Berumen S, Kruth J-P. Feedback control of Layerwise Laser Melting using optical sensors. *Phys Procedia* 2010;5:505–14. doi:10.1016/j.phpro.2010.08.078.
- [2] Raghavan A, Wei HL, Palmer TA, DebRoy T. Heat transfer and fluid flow in additive manufacturing. *J Laser Appl* 2013;25:052006. doi:10.2351/1.4817788.
- [3] Mumtaz KA, Hopkinson N. Selective Laser Melting of thin wall parts using pulse shaping. *J Mater Process Technol* 2010;210:279–87. doi:10.1016/j.jmatprotec.2009.09.011.
- [4] Lott P, Schleifenbaum H, Meiners W, Wissenbach K, Hinke C, Bültmann J. Design of an Optical system for the In Situ Process Monitoring of Selective Laser Melting (SLM). *Phys Procedia* 2011;12:683–90. doi:10.1016/j.phpro.2011.03.085.
- [5] Craeghs T, Clijsters S, Yasa E, Kruth J-P. Online quality control of selective laser melting. *Proc. Solid Free. Fabr. Symp. Austin TX, 2011*, p. 212–26.
- [6] Merkt S, Hinke C, Schleifenbaum H, Voswinckel H. Geometric complexity analysis in an integrative technology evaluation model (ITEM) for selective laser melting (SLM). *South Afr J Ind Eng* 2012;23:97–105. doi:DOI: 10.7166/23-2-333.
- [7] Mani M, Lane B, Donmez A, Feng S, Moylan S, Fesperman R. Measurement Science Needs for Real-time Control of Additive Manufacturing Powder Bed Fusion Processes. National Institute of Standards and Technology; 2015.
- [8] Galy C., Le Guen E., Lacoste E., Arvieu C. Main defects observed in aluminum alloy parts produced by SLM: from causes to consequences. *Additive Manufacturing* 2018;22:165–175.
- [9] Aggarangsi P, Beuth JL, Griffith ML. Melt pool size and stress control for laser-based deposition near a free edge. *Solid Free. Fabr. Proc., Citeseer*; 2003, p. 196–207.

- [10] Körner C, Attar E, Heinel P. Mesoscopic simulation of selective beam melting processes. *J Mater Process Technol* 2011;211:978–87. doi:10.1016/j.jmatprotec.2010.12.016.
- [11] Islam M, Purtonen T, Piili H, Salminen A, Nyrhilä O. Temperature Profile and Imaging Analysis of Laser Additive Manufacturing of Stainless Steel. *Phys Procedia* 2013;41:835–42. doi:10.1016/j.phpro.2013.03.156.
- [12] Ning Y, Wong Y, Fuh JY, Loh HT. An approach to minimize build errors in direct metal laser sintering. *Autom Sci Eng IEEE Trans On* 2006;3:73–80.
- [13] Craeghs T, Clijsters S, Kruth J-P, Bechmann F, Ebert M-C. Detection of Process Failures in Layerwise Laser Melting with Optical Process Monitoring. *Laser Assist Net Shape Eng 7 LANE* 2012 2012;39:753–9. doi:10.1016/j.phpro.2012.10.097.
- [14] Kleszczynski S, Jacobsmullen J, Sehrt JT, Witt G. Error Detection in Laser Beam Melting Systems by High Resolution Imaging. *Solid Free. Fabr. Proc.*, Austin, TX: 2012.
- [15] Zhang Y, Faghri A, Buckley CW, Bergman TL. Three-dimensional sintering of two-component metal powders with stationary and moving laser beams. *J Heat Transf* 2000;122:150–8.
- [16] Bi G, Gasser A, Wissenbach K, Drenker A, Poprawe R. Characterization of the process control for the direct laser metallic powder deposition. *Surf Coat Technol* 2006;201:2676–83. doi:10.1016/j.surfcoat.2006.05.006.
- [17] Krol TA, Seidel C, Schilp J, Hofmann M, Gan W, Zaeh MF. Verification of Structural Simulation Results of Metal-based Additive Manufacturing by Means of Neutron Diffraction. *Phys Procedia* 2013;41:849–57. doi:10.1016/j.phpro.2013.03.158.
- [18] Kruth J, Mercelis P, Van Vaerenbergh J, Craeghs T. Feedback control of selective laser melting. *Proc. 3rd Int. Conf. Adv. Res. Virtual Rapid Prototyp. Leir. Port. Sept, Citeseer*; 2007, p. 24–9.
- [19] Krauss H, Eschey C, Zaeh MF. Thermography for Monitoring the Selective Laser Melting Process. *Proc Solid Free Fabr Symp* 2012:999–1014.
- [20] Reutzel EW, Nassar AR. A survey of sensing and control systems for machine and process monitoring of directed-energy, metal-based additive manufacturing. *Rapid Prototyp J* 2015;21 :159–67. doi:10.1108/RPJ-12-2014-0177.
- [21] Spears TG, Gold SA, In-process sensing in selective laser melting (SLM) additive manufacturing, *Int. Mat. And Man. Inno.* (2016) 5:2



- [22] Lutter GM, Broker M, Mayer T, Lizak S, Seidel S Reinhart G, Spatter formation during laser beam melting of AlSi10Mg and effects on powder quality, *Procedia CIRP* 74 (2018) 33-38.
- [23] Repossini G, Maguzza V, Grasso M, Colosimo BM, On the use of spatter signature for in-situ monitoring of Laser Powder Bed Fusion, *Additive Manufacturing* 16 (2017) 35-48
- [24] Furumoto T, Ueda T, Alkahari MR, Hosowaka A, Investigation of laser consolidation process for metal powder by two-color pyrometer and high-speed video camera, *CIPT Annals*, 62 (2013) 223-226
- [25] Krauss H, Zaeh MF, Investigations on manufacturability and process reliability of selective laser melting, *Physics Procedia* 41 (2013) 815-822
- [26] Lane B, Moylan S, Whitenton EP, Thermographic measurements of the commercial laser powder bed fusion process at NIST, *Rapid Prototyping Journal*, 22/5 (2016) 778-787
- [27] DePond JP, Guss G, Ly S, Calta NP, Deane D, Khairallah S, Matthews MJ, In situ measurements of layer roughness during laser powder bed fusion additive manufacturing using low coherence scanning interferometry. *Materials and Design* 154 (2018) 347-359
- [28] Hirsch M, Smith SC, Patel R, Meso-scale defect evaluation of selective laser melting using spatially resolved acoustic spectroscopy, *Proc. R. Soc. A* 473 (2017)
- [29] Leung CLA, Marussi S, Atwood RC, In situ X-ray imaging of defect and molten pool dynamics in laser additive manufacturing, *nature communication* (2018) 9:1355