



Estimation et prédiction des températures de couche dans le procédé LPBF

Willy Haik, Ludovic Chamoin, Yvon Maday

► To cite this version:

Willy Haik, Ludovic Chamoin, Yvon Maday. Estimation et prédiction des températures de couche dans le procédé LPBF. Conference Manufacturing21, Ecole Normale Supérieure Paris-Saclay [ENS Paris Saclay], Oct 2022, Gif Sur Yvette, France. hal-04011641

HAL Id: hal-04011641

<https://hal.science/hal-04011641>

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.



Estimation et prédiction des températures au sein d'une couche dans le procédé LPBF

Willy Haik^(a,b), Ludovic Chamoin^(a,c), Yvon Maday^(b,c)

*(a) Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, ENS Paris-Saclay, CNRS, LMPS -
Laboratoire de Mécanique Paris-Saclay, Gif-sur-Yvette*

(b) Sorbonne Université, CNRS, Laboratoire Jacques-Louis Lions (LJLL), Paris

(c) Institut Universitaire de France (IUF)

Mails : {[willy.haik](mailto:willy.haik@ens-paris-saclay.fr) ; [ludovic.chamoin](mailto:ludovic.chamoin@ens-paris-saclay.fr)}@ens-paris-saclay.fr,

yvon.maday@sorbonne-universite.fr

Résumé : Le procédé de fabrication additive est complexe au regard des phénomènes physiques en jeu qui sont à la fois multi-physiques et multi-échelles (espace et temps). La surveillance et le contrôle thermique en temps réel du procédé est donc un challenge important vis-à-vis des futures caractéristiques mécaniques de la pièce. La difficulté numérique de ce type de problème est majeure et demande des ressources importantes ; ainsi pour pouvoir prétendre à une résolution en temps réel il est nécessaire de réduire la complexité du modèle avec d'une part l'introduction de modèles physiques simplifiés et d'autre part l'utilisation de méthodes de réduction de modèles. Cependant, cette simplification, et l'ensemble des incertitudes de modèle, peuvent engendrer une erreur de modèle relativement importante qui biaise l'estimation de l'état thermique. Nous proposons ici une méthode d'assimilation de données variationnelle hybride qui permet d'estimer très rapidement la température de la couche en cours de fabrication à partir d'un modèle et de mesures d'une caméra thermique haute résolution et haute fréquence d'échantillonnage. Cette méthode, basée sur la stratégie PBDW permet d'intégrer la physique par un modèle paramétrique tout en la corrigeant à partir des données expérimentales acquises à la volée. En s'appuyant sur la reconstruction des états thermiques, la méthode développée permet de prédire efficacement les états futurs du système avec notamment la taille du bain de fusion et les points chauds qui résultent d'un défaut de fusion et/ou de mise en couche. Durant l'exposé, les performances de l'approche proposée seront illustrées sur différents cas tests, à l'échelle du bain de fusion ou de la pièce globale.

Mots clés : Assimilation de données, modèle hybride, temps réel, réduction de modèle

1 Introduction

L'estimation d'état est une tâche spécifique de l'assimilation de données pour laquelle la quantité d'intérêt est l'état u_{ref} du système physique observé, sur un domaine d'intérêt espace-temps $\Omega \times I$, avec $\Omega \in \mathbb{R}^d$ et $I = [0; T]$. Cette estimation se fait grâce à des capteurs qui permettent d'observer le système étudié en fonction de la fréquence d'échantillonnage des acquisitions des mesures, ainsi qu'à un modèle mathématique paramétrique cherchant à représenter au mieux toutes les évolutions possibles du comportement physique du système. Néanmoins, quelle que soit la qualité du modèle (description multiphysique, multi-échelle...) ce n'est qu'une représentation erronée de la réalité. Afin de rester fidèle à la réalité physique, l'utilisation de modèle visant à l'estimation d'état ou au recalage de paramètres inconnus doit donc être couplé à un enrichissement par les mesures.

La fabrication additive, et notamment le procédé *Laser Powder Bed Fusion* (LPBF), est particulièrement intéressante pour l'étude d'estimations d'états, en l'occurrence de température au sein de la couche. Dans ce procédé de fabrication rapide sur lit de poudre, les pièces sont construites par fusion sélective de couches de poudre métallique à l'aide d'une source laser. Lors de l'absorption du rayonnement laser, les particules de poudre s'échauffent et après fusion dans un premier temps et solidification dans un second temps, la structure solide désirée se forme. Il s'agit ainsi d'un procédé complexe car il implique différents phénomènes physiques (métallurgie, thermique, mécanique solide et mécanique fluide) à différentes échelles, les pièces faisant quelques *cms* et le rayon de la source thermique quelques μms . La complexité de modélisation de ce procédé et sa résolution nécessitent donc des coûts de calcul conséquents souvent de plusieurs heures ou jours, ne pouvant donc être effectués en temps-réel.

Il s'agit là d'une difficulté face au paradigme *Dynamic Data Driven Application Systems* (DDDAS) posé par (Darema, 2004) dans lequel on se place et qui introduit (1) une procédure capable de procéder à l'assimilation de données à la volée et à la modélisation basée sur les données, et (2) un mécanisme de contrôle pour adapter le modèle aux évolutions de l'environnement.

Dans ce contexte, l'objectif du travail est de proposer une méthode variationnelle pour l'assimilation de données avec les caractéristiques suivantes :

- Intégration d'une méthode de réduction de modèle (ROM) (Benner, 2020) afin d'avoir une phase online efficace permettant de traiter efficacement des données en temps réel et par conséquent d'effectuer une surveillance rapide du procédé,
- Correction de la physique non modélisée ou des incertitudes imprévues et non paramétriques à partir des mesures sur le système permettant d'enrichir le modèle mathématique déficient. Le modèle devient alors un jumeau hybride (Chinesta, 2021).

Pour cela, on se basera sur la méthode *Parameterized Background Data Weak* (PBDW) (Maday, 2015), (Taddei, 2017), (Gong, 2018) dont l'originalité est la prise en compte des incertitudes paramétriques par le modèle mais aussi des incertitudes non anticipées avec un terme correctif. Cette méthode repose sur un algorithme non-intrusif en deux étapes : (1) une phase offline dans laquelle le modèle réduit est construit à partir d'un ensemble de solutions paramétriques générés par des calculs coûteux et (2) une phase online très rapide dans laquelle les données expérimentales acquises à la volée sont traitées pour reconstruire l'état du système sur le domaine d'intérêt Ω à l'instant d'acquisition.

Ainsi, la PBDW est particulièrement adaptée pour le suivi du procédé de fabrication additive, notamment grâce à (1) la possibilité d'utiliser un modèle simplifié pour décrire grossièrement le comportement thermique, celui-ci étant corrigé au cours du temps et à (2) une estimation rapide du champ de température au cours du temps malgré des vitesses d'avance de la source thermique relativement élevées (de l'ordre de 1 m/s). Cette méthode a cependant été développée dans un cadre stationnaire et il faut donc l'étendre aux problèmes présentant une évolution temporelle.

2 Adaptation de la PBDW pour des problèmes avec évolution temporelle

2.1 Hypothèses et notations

Cette étude s'intéresse aux problèmes avec évolution temporelle. On considère l'espace lipchitzien $\Omega \in \mathbb{R}$, et on introduit l'espace Hilbertien U défini sur Ω tel que $H_0^1(\Omega) \subset U \subset H_1(\Omega)$ auquel on associe le produit scalaire $(\cdot, \cdot)$ et la norme $\|\cdot\|_{H_1(\Omega)}$. On se munit d'un intervalle de temps fini $I = [0; T]$ avec $T > 0$ ainsi qu'une discrétisation temporelle uniforme : $0 = t_0 < \dots < t_k < \dots < t_K = T$, avec $(K + 1)$ points temporels distincts de I et $K = \{0, \dots, K\}$. On considère un ensemble de M mesures expérimentales à chaque acquisition qui sont des observations de l'état réel u_{ref} du système. Au pas de temps $t = t_k$, le jeu de données est alors décrit par :

$$y_m^k = l_m(u_{ref}^k) + \epsilon_m^k \quad 1 \leq m \leq M$$

Où l_m est la fonctionnelle d'observation traduisant le comportement local du capteur et $\{\epsilon_m^k\}_{m=1}^M$ traduit le bruit de mesure.

On se donne un modèle mathématique paramétrique (mp) capable de décrire la physique du système étudié : $G^{mp, \mu}(u^{mp}(x, t, \mu)) = 0$ avec μ l'ensemble des paramètres incertains du modèle appartenant à $\mathcal{D} \subset \mathbb{R}^p$. On suppose que $u^{mp}(x, t, \mu) \in U$.

2.2 Formulation et procédure de calcul

2.2.1 Formulation du problème de minimisation

On cherche ici à estimer l'état réel $u_{ref}(\mu) \in U$ du système physique étudié pour une configuration paramétrique $(\mu) \in D$ donnée. On dispose d'un modèle paramétrique qui ne décrit pas parfaitement tous les phénomènes physiques associés au système. Ainsi,

$u_{ref}(\mu) \in U$ n'appartient pas à la variété des solutions paramétriques $\mathcal{U}^{mp} = \{u^{mp}(\mu), \mu \in D\}$.

Pour cela, on cherche l'état u_{ref} comme étant une somme entre une estimation z de l'état obtenue par le modèle paramétrique et une correction η de ce modèle. On a ainsi la décomposition suivante : $u_{N,M} = z_{N,M} + \eta_{N,M}$; $z_{N,M} \in Z_N$ étant l'approximation de rang N de la solution u_{ref} ; $\eta_{N,M} \in U_M$ étant le champ correctif associé aux M mesures expérimentales. On suppose avoir la relation $N < M$.

Avec un nombre limité d'observations bruitées M , la PBDW permet d'estimer les deux champs expliqués ci-dessus par la minimisation d'une fonction de coût qui comprend l'écart aux mesures et l'erreur de modèle. Ainsi, pour tout $k \in K$ on détermine $(z_{N,M}^k, \eta_{N,M}^k) \in Z_N \times U_M$ tel que :

$$\begin{cases} (z_{N,M}^k, \eta_{N,M}^k) = \underset{\substack{z \in Z_N \\ \eta \in U_M}}{\operatorname{arginf}} \left(\xi \|\eta\|^2 + \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \|l_m(z + \eta) - y_m^k\|_2^2 \right) \\ u_{N,M}^k = z_{N,M}^k + \eta_{N,M}^k \end{cases} \quad (1)$$

Avec le paramètre de régularisation ξ déterminé par la minimisation moindres carrés suivante : $\xi = \underset{\xi \in \mathbb{R}}{\operatorname{arginf}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left(y_m^k - l_m(u_{N,M}^{k,\xi}) \right)^2$.

2.2.2 Construction de l'espace lié au modèle

L'estimation de l'état par le modèle paramétrique $z_{N,M}^k$ au pas de temps $t=t_k$ appartient à l'espace Z_N . Il peut être généré par un substitut linéaire de la variété des solutions paramétriques $\mathcal{U}^{m,p} = \{u_{m,p}(t)(\mu), \mu \in D, \forall t \in I\}$ dans une phase *offline*. On cherche à générer N modes réduits ξ_n de sorte que $Z_N = \operatorname{span}\{\xi_n\}_{n=1}^N$. Cet espace est construit de façon à être indépendant du temps.

On s'appuie pour cela sur une décomposition tensorielle basée sur la méthode *Proper Generalized Decomposition* (PGD), basée sur une séparation de variables afin de représenter le champ comme une somme de contributions espace/temps/paramètres :

$$T(x, t, \mu) \sim T_N(x, t, \mu) = \sum_{n=1}^N \left(\sum_{p=1}^P \lambda_n^p(t) \alpha_n^p(\mu) \right) \overline{\xi_n(x)} \quad (2)$$

Avec $Z_N = \{\overline{\xi_n}\}_{n=1}^N$ la base orthonormale liée au modèle souhaité. On obtient cette décomposition par un double algorithme glouton du point fixe associé à une orthonormalisation de Gram-Schmidt.

2.2.3 Construction de l'espace de correction

L'espace de correction U_M est construit à partir des informations données par les fonctionnelles d'observation des capteurs ainsi que les représentants de Riesz associés : $U_M = \{q_m = R_U l_m\}_{m=1}^M$. Avec le représentant de Riesz défini tel que pour chaque fonctionnelle linéaire $l_m \in U'$ (avec U' le dual de U) on a $(R_U l_m, v) = l_m(v) \forall v \in U$. Nous prenons ici des fonctionnelles d'observations sous la forme de gaussienne :

$l_m(u) = \int_{\Omega} u(x) e^{\wedge} \left(-\frac{\|x-x_m\|}{2r^2} \right) dx$, avec x_m la position respective du capteur et r le rayon moyen.

2.2.4 Formulation algébrique de la PBDW

Pour tout $k \in K$, avec $z_{N,M}^k$ et $\eta_{N,M}^k$ appartenant respectivement à $Z_N = \text{span}\{\zeta_n\}_{n=1}^1$ et $U_M = \text{span}\{q_m\}_{m=1}^M$ on introduit les vecteurs $a^k \in \mathbb{R}^N$ et $b^k \in \mathbb{R}^M$ tels que : $z_{N,M}^k = \sum_{n=1}^N a_n^k \zeta_n$ et $\eta_{N,M}^k = \sum_{m=1}^M b_m^k q_m$.

On introduit alors les matrices : $\mathbb{L} \in \mathbb{R}^{M,N}$, $\mathbb{L}_{i,j} = l_i(\zeta_j) = (q_i, \zeta_j)$ et $\mathbb{K} \in \mathbb{R}^{N,M}$, $\mathbb{K}_{i,j} = (q_i, q_j)$. On définit le problème (I) comme la version linéaire de la PBDW. La traduction algébrique est alors, pour tout $k \in K$ trouver $(a^k, b^k) \in \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^M$ tel que :

$$(a^k, b^k) = \underset{\substack{a \in \mathbb{R}^N \\ b \in \mathbb{R}^M}}{\text{arginf}} \left(\xi \left\| \sum_{m=1}^M b_m q_m \right\|_{H_1}^2 + \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left\| l_m \left(\sum_{n=1}^N a_n \zeta_n + \sum_{m=1}^M b_m q_m \right) - y_m^k \right\|_2^2 \right) \quad (3)$$

En différenciant la fonction de coût, cela revient à trouver, pour tout $k \in K$, $(a^k, b^k) \in \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^M$ tels que :

$$\begin{bmatrix} \xi M \mathbb{L} + \mathbb{K} & \mathbb{L}' \\ \mathbb{L}' & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} a^k \\ b^k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y^k \\ 0 \end{pmatrix}$$

Dans ce cas, le système est de relativement petite taille, sa résolution peut donc s'effectuer en temps réel. La formulation précédente (3), de la PBDW utilise un modèle implicite. Or il peut être utile d'avoir accès à la valeur du jeu de paramètres μ . En exploitant la structure de la réduction de modèle donnée par (2), cela revient alors à trouver, pour tout $k \in K$, $(\mu^k, b^k) \in D \times \mathbb{R}^M$ tels que :

$$(\mu^k, b^k) = \underset{\substack{\mu \in D \\ b \in \mathbb{R}^M}}{\text{arginf}} \left(\xi \left\| \sum_{m=1}^M b_m q_m \right\|_{H_1}^2 + \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left\| l_m \left(\sum_{n=1}^N \left(\sum_{p=1}^P \lambda_n^p(t) \alpha_n^p(\mu) \right) \overline{\zeta_n(x)} + \sum_{m=1}^M b_m q_m \right) - y_m^k \right\|_2^2 \right) \quad (4)$$

La formulation algébrique devient alors un problème en deux étapes :

$$\begin{cases} \mu^k = \min_{\mu \in D} \left(\frac{1}{2} a'(\mathbb{L}' \mathbb{W} \mathbb{L}) - a' \mathbb{L}' \mathbb{W} y^k \right) \\ b^k = \mathbb{W}(y^k - \mathbb{L} a^k) \end{cases} \text{ avec } a_n = \sum_{p=1}^P \lambda_n^p(t_k) \alpha_n^p(\mu)$$

C'est un schéma proche de la méthode du filtre de Kalman avec recalage dans un premier temps puis correction dans un second temps.

2.2.5 Enrichissement de modèle

On s'intéresse maintenant à une stratégie qui intègre systématiquement la physique non modélisée qui est identifiée par les précédents champs correctifs de façon à enrichir l'espace lié au modèle. L'objectif est de pouvoir diminuer le nombre d'observations des pas de temps futurs de façon à diminuer le coup de calcul de la phase online. L'idée est

d'appliquer la PBDW (4) avec un espace lié au modèle enrichi $Z_{N+N_e^k}^{aug} = \{Z_N, E_{N_e}^k\}$.

L'espace d'enrichissement $E_{N_e}^k$ est calculé à partir d'une *Singular Value Decomposition* (SVD) des précédents termes correctifs afin d'en extraire la partie spatiale. Afin d'éviter un temps de calcul croissant au fur et à mesure des pas de temps d'acquisition, on utilise l'algorithme *Sequential Karhunen Loeve* (SKL) permettant le calcul de la SVD à partir du résultat du pas de temps précédent, ce qui garantit un coût numérique constant.

Par ailleurs, ces modes enrichis peuvent être utilisés dans l'algorithme *Stability-Approximation* afin de choisir les capteurs qui permettent de décrire au mieux le biais de modèle.

3 Application au suivi du procédé de fabrication additive

3.1 Contrôle en temps réel du bain de fusion suivant une trajectoire complexe

3.1.1 Données par thermographie

On utilise la base de données (Lane, 2019), il s'agit d'un dispositif expérimental permettant de mesurer le champ de température avec une caméra confocale centrée sur le laser. La poudre utilisée est de IN625. La fréquence d'échantillonnage est de l'ordre de 2000 Hz. Les résultats sont donnés sous la forme d'image en niveaux de gris qu'il faut ensuite transformer pour avoir la température apparente (en °C) à partir de l'équation de Sakuma Hattori, le lecteur est invité à lire les explications fournies dans le papier (Lane, 2019). La température est mesurée dans la plage [1100°C; 2200°C]. La mesure est limitée par la connaissance de la valeur d'émissivité qui est calibrée au préalable sur un cube noir.

Cette étude permet de suivre l'évolution du bain de fusion en fonction de la trajectoire du laser. Un contrôle en temps-réel nécessite un temps de calcul pour l'estimation de l'état et la prédiction de l'ordre de 1 ms. Ici la quantité d'intérêt qui nous intéresse tout particulièrement est la taille du bain de fusion.

3.1.2 Modèle simplifié

On se place dans la couche en cours de fabrication, l'étude est donc bidimensionnelle. On choisit un modèle de diffusion thermique simplifié avec un matériau homogène linéaire isotrope sans prise en compte des changements de phase (poudre → liquide → solide) et de la chaleur latente. Les paramètres matériau sont notés ρ pour la masse volumique, c pour la capacité thermique et λ pour la conductivité. Une description précise de ce modèle et plus particulièrement du passage de la dimension tridimensionnelle avec la diffusion dans l'épaisseur à la dimension bidimensionnelle est expliquée dans (Boissier, 2020). De plus, on se place dans le repère mobile de la source, on obtient alors :

$$\rho c \left(\frac{\partial T}{\partial t} + \vec{v} \cdot \overrightarrow{\text{grad} T} \right) - \beta(T - T_0) = \nabla(\lambda \nabla T) + \frac{q}{L} \quad (5)$$

Avec la vitesse $\vec{v} = \vec{u}$, $\vec{u}$ la trajectoire, T_0 la température initiale, le paramètre de diffusion dans l'épaisseur $\beta = \frac{\lambda}{\delta z}$ et la source de chaleur $q(t, x) = \frac{AP(t)}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{\sigma^2}}$. On note les paramètres de commande P la puissance et σ le rayon de la source gaussienne du laser, ainsi que A le paramètre d'absorption de la poudre.

Deux longueurs caractéristiques sont introduites dans le modèle : L qui est la longueur d'influence du laser qui est de l'ordre du rayon σ , et δz la longueur caractérisant l'influence de la diffusion dans l'épaisseur. Cette dernière grandeur est particulièrement importante et aucune information est connue a priori sur celle-ci. C'est pourquoi δz est notre paramètre inconnu à recalculer : $\mu = \delta z$.

Ce modèle se réduit efficacement en prenant soin de projeter l'ensemble des snapshots pour avoir un angle fixe de manière à diminuer d'épaisseur de Kolmogorov.

3.1.3 Résultats

La Figure 1 illustre les paramètres de l'étude, on retrouve la trajectoire sous forme de tourbillon qui part de l'extérieur pour aller vers l'intérieur. La puissance est diminuée pour chaque changement de direction du laser.

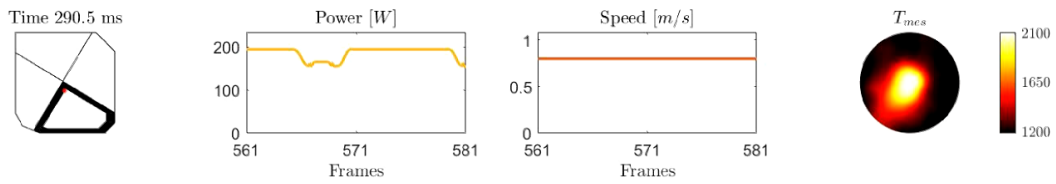


Figure 1: Trajectoire, commandes et mesures

La Figure 2 illustre les champs obtenus par la méthode PBDW pour $N = 5$ modes réduits et $M = 35$ points de mesure. On remarque que le modèle est assez faux et est correctement corrigé par l'enrichissement appris par les acquisitions précédentes. On retrouve ici le biais du modèle à savoir une diffusion trop rapide et un taux de refroidissement plus important.



Figure 2: Champs calculés par la PBDW

La figure 3 nous montre les erreurs relatives prouvant que la PBDW permet de reconstruire correctement l'état réel de température. L'enrichissement joue un rôle essentiel ici. Par ailleurs pour certains cas la méthode permet de filtrer les poudres qui sont éjectées hors du plan de la couche en cours de construction

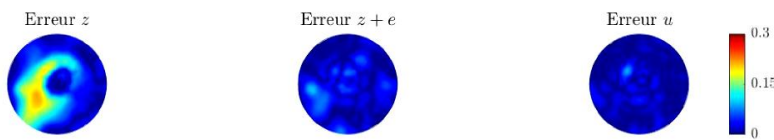


Figure 3: Erreurs relatives entre les champs PBDW et les mesures

Enfin la figure 4 illustre le coût de calcul de l'ordre de 5 ms, ainsi pour avoir du temps réel, seulement une donnée d'acquisition sur dix peut être utilisée, en pratique cela reste suffisant. Par ailleurs l'estimation de taille du bain de fusion est correcte, on peut noter également la capacité de prédire sa taille pour les futurs pas de temps.

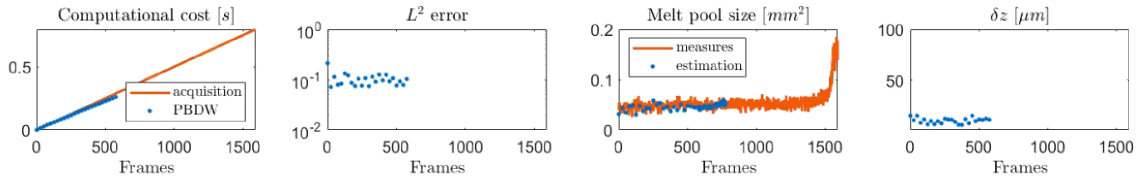


Figure 4: Coût de calcul, erreur d'estimation, taille de bain de fusion et identification

3.2 Contrôle de la température de la couche en cours de fabrication

3.2.1 Données par thermographie

La deuxième étude se base sur le jeu de mesures fournis par (Molnar, 2021). On se place maintenant à l'échelle de la couche pour observer la fabrication sur plusieurs dizaines de millimètres. Ce qui nous intéresse ici est d'arriver à l'aide de la PBDW à reconstruire l'état sans connaître au préalable l'histoire de la construction sur les couches précédentes et sur le lit de poudre. La fréquence d'échantillonnage est toujours de 2000 Hz et la plage de mesure est [550 °C; 1100 °C].

3.2.2 Modèle simplifié

Pour ce cas, le laser se déplace sur de grandes distances, la réduction de modèle est donc impossible étant donné la non-séparabilité espace / temps (liés par la vitesse d'avance du laser). Une solution étudiée est, connaissant la trajectoire du laser, d'utiliser à priori une transformation géométrique pour supprimer la convection. Cela donne des résultats satisfaisants mais demande un temps de post-traitement conséquent. C'est pourquoi, le modèle FLASH (Ettaieb, 2021) nous semble pertinent. Il s'agit d'un modèle paramétrique analytique donnant la réponse à une source gaussienne :

$$T_f(r, z, t) = \frac{2AP\delta t}{\epsilon\sqrt{\pi^3 t}} \cdot \frac{1}{\sigma^2 + 8\alpha t} e^{-\frac{2r^2}{\sigma^2 + 8\alpha t}} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{((n-1)L + \frac{z}{2})^2}{\alpha t}} \quad (6)$$

Avec ici $z = 0$ la position de la couche en cours de fabrication, A l'absorption, P la puissance, δt la durée d'un flash, $\epsilon = \sqrt{\lambda\rho c}$ l'émissivité, σ le rayon de la source, $\alpha = \frac{\lambda}{\rho c}$ la diffusivité thermique et enfin $L \sim \sigma$ la longueur caractéristique de l'influence du laser dans l'épaisseur.

La solution complète selon la trajectoire est ensuite calculée par une convolution de l'ensemble des flashes sur la trajectoire. La formulation discrète donne alors le modèle sous la forme :

$$z = T_0 + \gamma \sum_{i=0}^n T_{fi}(r_i, z, t - i\Delta t) \text{ with } n = \left\lfloor \frac{t}{\Delta t} \right\rfloor \quad (7)$$

Avec T_0 la température initiale et γ le paramètre de calibrage.

Le paramètre le plus influent dans ce modèle est la conductivité, ainsi $\mu = \lambda$ sera le paramètre recalé par la PBDW.

3.2.3 Résultats

Ici, on souhaite illustrer deux cas particulièrement intéressants :

- Construction de la couche sur une partie massique solide
- Construction de la couche en porte à faux sur la poudre

Le comportement de la diffusion dans l'épaisseur est donc décisif et le modèle thermique ne le prend pas bien en compte. Dans cette partie, on illustre l'apport de la PBDW pour corriger le modèle et ainsi prédire les futurs champs de température en vue d'une possibilité de modulation de puissance ou de vitesse.

La Figure 5 illustre les champs calculés par la PBDW pour une couche en cours de fabrication qui est elle-même sur une partie massive. Ainsi, la température diminue assez rapidement lorsque l'on s'éloigne du point d'application du laser. En effet, la diffusion dans l'épaisseur (la partie solide massive inférieure) est prépondérante.

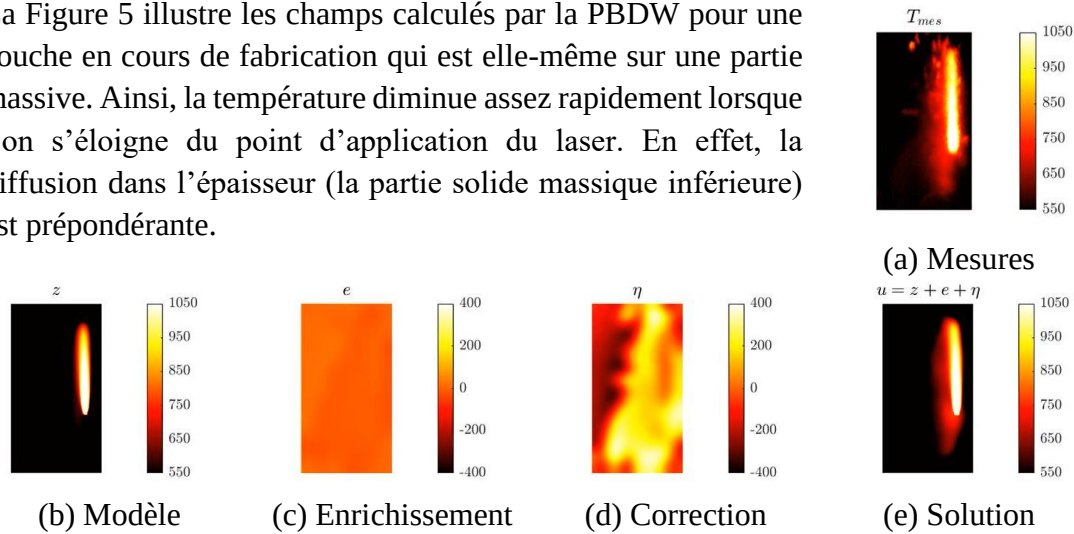


Figure 5: Solutions calculées par la PBDW pour une couche sur une partie massive

On observe ici que le modèle donne une solution assez proche de la mesure, même si la diffusion semble un peu trop rapide ce qui est corrigé avec la correction. De plus, ici l'enrichissement n'apporte pas beaucoup d'information étant donné que le biais évolue assez rapidement (il n'y a pas de gros points chauds immobiles qui se diffusent). Par ailleurs, l'ensemble de la poudre éjectée hors du plan de la couche en cours de fabrication est filtré ce qui permet de ne garder que l'information utile, à savoir le champ réel de température de la couche.

La Figure 6 illustre les champs calculés par la PBDW pour une couche en cours de fabrication qui est elle-même sur une partie en porte à faux donc directement de la poudre métallique. Etant donné le caractère fortement adiabatique de la poudre, il n'y a peu de diffusion de la température dans l'épaisseur, c'est pourquoi la température moyenne est bien plus élevée.

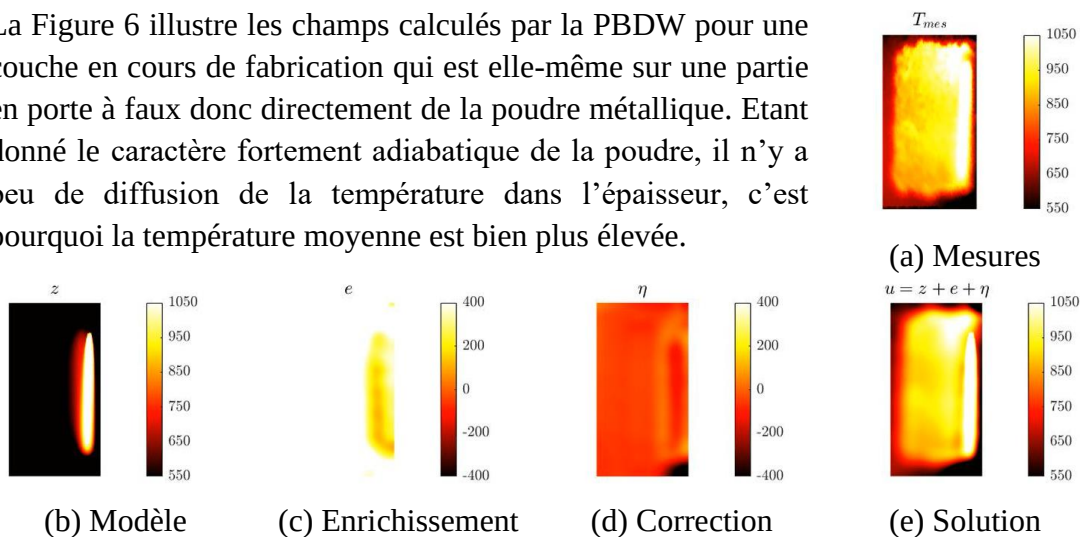


Figure 6: Solutions calculées par la PBDW pour une couche sur de la poudre

Ici le biais est assez important, le modèle ne prenant pas en compte que la couche est construite sur de la poudre. Il s'agit d'un biais de diffusion de points chauds immobiles c'est pour cela que l'enrichissement joue un rôle majeur et permet une bonne estimation de l'état de température.

Ici le temps de calcul est de l'ordre de 1s, ce qui est trop élevé pour du contrôle en temps-réel. Néanmoins, plusieurs pistes d'amélioration sont envisageables, notamment la parallélisation des calculs de diffusion des précédents flashes recalés qui pourra faire un gagner un gain de temps de calcul conséquent. Par ailleurs, le calcul a été réalisé sur une machine I7 2.6 GHz 16go de RAM sans travail d'optimisation de code, l'utilisation d'une machine plus performante et un travail de restructuration permettra d'atteindre le temps-réel.

4 Conclusion et perspectives

Dans ce papier, la méthode PBDW a été étendue à des problèmes avec évolution temporelle pour le contrôle du procédé de fabrication additive. Le rôle fondamental du champ de correction a été illustré et l'enrichissement séquentiel du modèle est prometteur, cela amène donc à une modélisation hybride du système. La PBDW a été testée sur des mesures réelles obtenues par une caméra thermique au cours du procédé de fabrication, ce qui a permis d'éprouver la méthode face à des mesures bruitées et un modèle fortement simplifié. Les défauts liés à des points chauds sont visibles par l'estimation et permettent de corriger le modèle.

Il est envisagé de poursuivre l'étude en utilisant ces résultats et la prédiction pour moduler la puissance, la vitesse et la trajectoire de façon à diminuer l'apport d'énergie et corriger ou anticiper les contraintes résiduelles.

Références

- P. Benner, S. Grivet-Talocia, A. Quarteroni, G. Rozza, W. Schilers. *Volume 2 Snapshot-Based Methods and Algorithms*, De Gruyter, 2020.
- Boissier, Allaire, Tournier, *Scanning path optimization using shape optimization tools*, 2021
- F. Chinesta, E. Cueto, E. Abisset-chavanne, J. Duval, F. Khaldi. *Virtual, Digital and Hybrid Twins : A New Paradigm in Data-Based Engineering and Engineered Data*, Archives of Computational Methods in Engineering, 2019.
- F. Dardema. *Dynamic Data Driven Applications Systems: A New Paradigm for Application Simulations and Measurements*, Springer Berlin Heidelberg, Computational Science - ICCS 2004, 2004.
- Kamel Ettaieb, Sylvain Lavernhe, Christophe Tournier. *A flash-based thermal simulation of scanning paths in LPBF additive manufacturing*. *Rapid Prototyping Journal*, Emerald, 2021
- H. Gong, Y. Maday, O. Mula, T. Taddei. *PBDW method for state estimation : error analysis for noisy data and nonlinear formulation*, SIAM / ASA Journal on Uncertainty Quantification (JUQ), 2019.
- Lane, B. and Yeung, H. (2019), *Process Monitoring Dataset from the Additive Manufacturing Metrology Testbed (AMMT): "Three-Dimensional Scan Strategies"*
- Y. Maday, A. Patera, J. Penn, M. Yano. *A parameterized-background data-weak approach to variational data assimilation: formulation, analysis, and application to acoustics*, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2015.
- Molnar, B. and Heigel, J C and Whintont, E. (2021), *In situ thermography during laser powder bed fusion of a nickel superalloy 625 artifact with various overhangs and supports*
- T. Taddei. *An adaptive parametrized-background data-weak approach to variational data assimilation*, ESAIM : Mathematical Modelling and Numerical Analysis, 2017.