



Science Arts & Métiers (SAM)

is an open access repository that collects the work of Arts et Métiers Institute of Technology researchers and makes it freely available over the web where possible.

This is an author-deposited version published in: <https://sam.ensam.eu>
Handle ID: <http://hdl.handle.net/10985/22880>

To cite this version :

David URIBE, Cyrille BAUDOUIN, Camille DURAND - Vers l'asservissement du pilotage en énergie d'une opération de forgeage : développement d'un métamodèle prédictif pour un jumeau numérique - 2022

Any correspondence concerning this service should be sent to the repository

Administrator : scienceouverte@ensam.eu



Vers l'asservissement du pilotage en énergie d'une opération de forgeage : développement d'un métamodèle prédictif pour un jumeau numérique

D. URIBE^a, C. DURAND^a, C. BAUDOUIN^a, R. BIGOT^a

a. Arts et Metiers Institute of Technology, Université de Lorraine, LCFC, HESAM Université, Metz, F-57070, France

david.santiago.uribe_espitia@ensam.eu

camille.durand@ensam.eu

Résumé :

Dans le secteur de l'aéronautique, la production est de petites séries, pour des pièces forgées majoritairement de grandes dimensions et en matériaux hautes performances. Mettre en forme ces pièces complexes nécessite alors des moyens de production pilotés en énergie, comme des presses à vis ou plus généralement des marteaux pilons.

Sur ces machines, plusieurs frappes successives sont nécessaires afin d'obtenir la géométrie et les caractéristiques mécaniques souhaitées pour la pièce. Or, pour ces petites séries, l'automatisation du processus de fabrication n'est pas nécessairement possible ou rentable et par conséquent, le pilotage de la machine est fait sur des conditions nominales et ne s'adapte pas aux variabilités du processus, notamment pour ce qui concerne la quantité d'énergie à délivrer coups après coups, la température, les conditions de lubrification, etc. L'enjeu principal est de pouvoir apporter de la flexibilité et de la robustesse particulièrement adaptées à la petite série, limitant ainsi l'impact des variabilités des paramètres du processus sur la qualité finale de la pièce. Pour ce faire, l'implémentation d'un jumeau numérique est proposée. Le projet a donc pour objectif de développer un jumeau numérique dans le cadre de la mise en forme des matériaux massifs sur une presse à vis pilotée en énergie. Le défi scientifique à relever est l'obtention d'un jumeau fidèle à la réalité, prédictif et réactif qui permettra le pilotage en temps réel du procédé ainsi que l'accès à des informations non mesurables lors de la fabrication.

Une méthodologie pour la création d'un méta-modèle prédictif s'appuyant sur une simulation numérique calé et se mettant à jour par apprentissage automatique est proposée. Ce méta-modèle composera le jumeau numérique. Notre approche est validée sur un cas d'étude : la compression uniaxiale d'un cylindre de cuivre. Enfin, les phases suivantes de développement du jumeau numérique sont présentées.

Abstract:

In the aeronautical sector, because parts are mainly of large dimensions and in high performance materials, products are forged in small batches. Forming these complex parts requires energy-controlled production means, such as screw presses or, more generally, forging hammer.

With these machines, several successive strokes are necessary to obtain the parts desired geometry and mechanical characteristics. However, for these small quantities, the automation of the

manufacturing process is not necessarily possible or profitable and consequently, the control of the machine remains dependent on the know-how of the operators, in particular with regard to the quantity of energy to be delivered blow after blow, the temperature, the lubrication conditions, etc.

The main challenge is to provide flexibility and robustness particularly adapted to small batches, thus limiting the impact of process parameters variability on the part final quality. To reach that goal, the implementation of a digital twin is proposed. The objective of the project is to develop a digital twin in the context of forming materials on an energy-controlled screw press. The scientific challenge is to obtain an accurate, predictive and reactive twin that will allow real-time control of the process as well as access to information that cannot be measured during the manufacturing process.

A methodology for the creation of a predictive meta-model based on a calibrated numerical simulation and updated by machine learning is proposed. This meta-model will compose the digital twin. Our approach is validated on a case study: the uni-axial compression of a copper cylinder. Finally, the following development phases of the digital twin are presented.

Mots clefs : jumeau numérique, métamodèle, procédé de forgeage, prédiction, simulation numérique.

1 Introduction

Dans le procédé de forgeage, les presses mécaniques à vis sont utilisées pour la réalisation des pièces ayant besoin d'une grande énergie de déformation mais des tolérances de fabrication faibles [1] comme dans le cas de l'aéronautique et l'aérospatial. La tolérance de ces pièces forgées est conditionnée par son environnement (machine, outillage, lopin, environnement) et sera liée à différentes variables d'influence. Ces variables seront classées en fonction du moment où elles interagissent avec le processus (avant le forgeage, pendant le forgeage et après le forgeage), et concerneront en général tous les moyens de production (lopin, outillage, presse, environnement) [2]. Parmi ces variables, certaines sont définies lors des phases de conception du procédé (forme, matériau et taille de la matrice, type de machine, rigidité de la machine, etc.), tandis que d'autres sont établies pour une opération spécifique de forgeage (température initiale, matériau, forme et taille du lopin, conditions de lubrification, charge et énergie requises, etc.), ces dernières sont alors appelées variables du procédé.

La définition de ces variables nominales du processus se fait pour une gamme de fabrication donnée dans le bureau de méthodes et à l'aide de simulations numériques. Les simulations numériques représentent un outil largement utilisé pour la fabrication prédictive. Cependant, elles ont deux limites : 1) **la réactivité**, étant donné que leurs temps de calcul (souvent grand) ne permettent pas de faire une prédiction en temps réel sur le terrain. 2) **la fidélité** (correspondance avec la réalité [3]), parce qu'on s'appuie sur des modèles qui ne sont qu'une représentation parfois très simplifiée de la réalité. D'autre part, le processus de fabrication est soumis à des variations systématiques et/ou aléatoires. C'est pourquoi les consignes d'un paramètre du processus (température nominale d'un composant, dimension du lopin dans la mise en plan) doivent être distingués des vraies conditions opératoires [4]. Ces variables du processus sont définies dans les simulations à partir de variables du procédé nominal (consignes) et pas réel (condition opératoire). Par exemple, si la valeur nominale d'une cote des dimensions initiales du lopin est fixée à x , sa valeur réelle peut être $x+\Delta x$, liée au processus d'obtention précédent.

Dans le but de faire face à ces problématiques de réactivité et fidélité, la création d'un jumeau numérique est proposée. Un jumeau numérique est un ensemble de modèles adaptatifs qui vont émuler

le comportement d'un système physique dans un environnement virtuel. Le jumeau numérique va recevoir de données en temps réel de l'entité physique pour se mettre à jour tout au long de son cycle de vie [5]. Il va prendre ces données d'entrée pour **réfléter** et **prévoir** les activités de son jumeau physique correspondant [6].

La prédiction et la réactivité sont assurées par le développement d'un métamodèle prédictif sur la base des simulations numériques et la fidélité est assurée par le calage de la simulation numérique et aussi par l'apprentissage automatique de ce métamodèle à partir des données mesurées.

La première proposition d'architecture d'un jumeau numérique a été faite par [7]. Dans son approche, le jumeau numérique est modélisé en trois dimensions : l'entité physique, l'entité numérique et les connexions entre les deux (Figure 1). Des approches plus appliquées du développement des jumeaux numériques ont été développées ces dernières années pour de nombreuses applications [5].

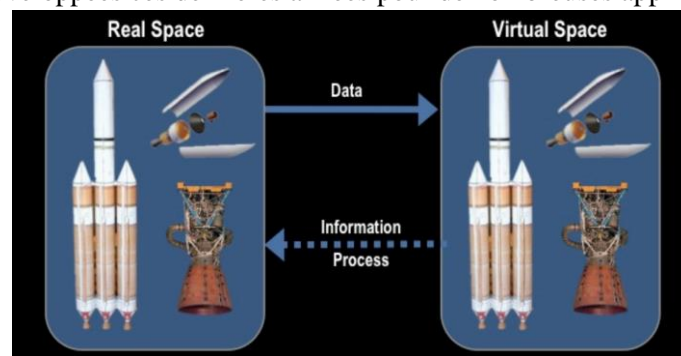


Figure 1. Modèle conceptuel de jumeau numérique [7]

Un modèle plus complexe proposé par [8] a été choisi comme référence. Dans son approche, le jumeau numérique est constitué de 5 composants (Figure 2) : l'entité physique (P), l'entité numérique (V), les données (D), les services (S) et les connexions (CN). Dans cet article, l'étude de l'entité numérique (V) à partir de l'entité physique (P) est présenté.

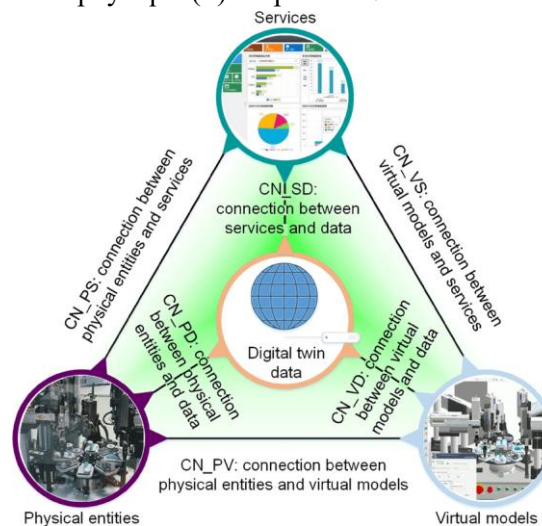


Figure 2. Approche 5D pour le modèle d'un jumeau numérique [8]

Le but de l'entité numérique (V) est d'émuler certaines géométries, propriétés, comportements et règles de l'entité physique (P). Pour y parvenir, des modèles doivent être développés afin de représenter le comportement souhaité.

Dans ces travaux, une méthodologie pour le développement de ce modèle (métamodèle prédictif) est proposée, développée et validée. L'étude des autres composants du jumeau numérique qui pour l'instant n'interviennent pas (données, services et connexions) sera présentée dans les perspectives.

2 L'entité physique (P)

2.1 Description

Le jumeau numérique peut être implanté à différents niveaux opérationnels (objet, opération, système, système de systèmes, etc.) [9].

Dans le cas de la fabrication prédictive, c'est l'opération qui est étudiée (entité physique). Il existe différents types d'opérations de forgeage (estampage, matriçage, filage, refolement, forgeage libre, etc.). L'opération étudiée dans notre cas est un refolement simple (compression uni-axiale) à froid. Dans cette opération, un lopin cylindrique de diamètre initial D_0 et hauteur initiale H_0 est compressé le long de son axe de révolution jusqu'à une hauteur finale H_F ($H_F < H_0$) (Figure 3). Cette opération peut être répétée de manière itérative (multi-coups).

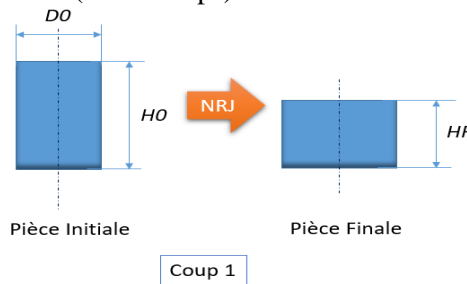


Figure 3. Schéma du refolement simple pour un (1) coup.

Le cœur de l'étude se compose de la presse, l'outillage et le lopin. La presse mécanique à vis étudiée est une presse à vis LASCO SPR400. Elle appartient à la plateforme VULCAIN et se situe dans le laboratoire LCFC au centre Arts et Métiers de Metz. Cette presse peut fournir une énergie de forgeage maximale de 28,9kJ pour une vitesse de coulisseau de 680mm/s. Pour piloter cette machine, un pourcentage de l'énergie maximale doit être donné en consigne sur un pupitre de commande. La grandeur de cette consigne est réglable de 1% à 100%. L'outillage pour le refolement simple est un tas plan et le lopin initial est un cylindre de cuivre (choisi pour sa ductilité à froid).

3 L'entité numérique (V)

3.1 Description

Au-delà d'une représentation 3D du procédé (modèle géométrique), l'entité numérique doit permettre au moins le pilotage du procédé (elle peut aussi permettre le contrôle et l'analyse). Ce pilotage se fait à l'aide d'un modèle prédictif (Figure 4). Dans le cas de notre étude, l'objectif de ce modèle est d'obtenir la consigne d'énergie à donner pour obtenir une hauteur de pièce finale souhaitée. Le modèle peut aussi donner accès à certaines variables supplémentaires pour le contrôle ou l'analyse du procédé.

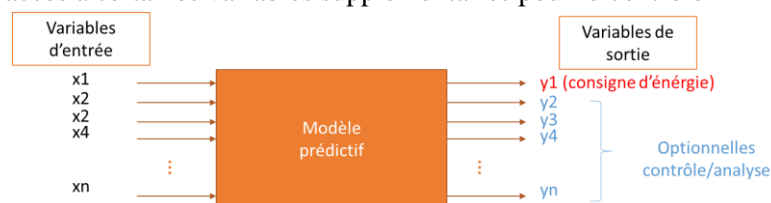


Figure 4. Schéma du modèle prédictif

Pour assurer la réactivité, la prédictivité et la fidélité, un modèle de substitution (surrogate model) est proposé. Un modèle de substitution est un type de modèle réduit (MOR) qui met en relation une séquence de données d'entrée et de sortie (axée sur les données) dans le but de construire un métamodèle approché qui explique et reproduit leur relation [10]. Ils sont largement utilisés dans des applications d'aide à la décision, où il est essentiel d'avoir un retour d'information instantané [11]. Il

existe de nombreux types de modèles de substitution en fonction du nombre de données à traiter (approximation locale, approximation de points multiples et approximation globale) [12]. On est dans le cas de l'approximation globale, où l'on peut trouver différentes techniques comme le krigeage, la régression polynomiale ou les réseaux de neurones perceptron multicouche (MLP). Ces derniers seront choisis comme la technique à utiliser. Il a été choisi pour sa haute précision dans des applications de mise en forme tant pour la régression que pour la classification [13]–[15].

3.2 La méthodologie pour la création du modèle prédictif

La création d'un métamodèle prédictif nécessite l'accès à une base de données d'entrée et de sortie. Il y a deux inconvénients principaux pour la création de cette base de données :

- i. La plage et la taille :
Dans le but de mieux représenter le comportement du système réel, il est nécessaire d'avoir un nombre minimum de points de fonctionnement n distribués dans la plage de travail. Cette quantité va aussi dépendre de la difficulté de l'opération à représenter. Sur le plan expérimental, il n'est pas toujours possible de réaliser ces n expériences dans une plage de travail assez grande.
- ii. Les grandeurs difficiles à mesurer :
Même s'il existe la possibilité de réaliser les n expériences requises ci-dessus, la mesure expérimentale de certaines grandeurs (champs de déformation, champs de température, etc.) n'est pas toujours une tâche facile, voire impossible.

Dans le forgeage, on a la possibilité d'utiliser des simulations numériques. Ces simulations sont plutôt prédictives et permettent de faire face à ces difficultés. Le logiciel éléments finis FORGE® de la société Transvalor est exploité.

La méthodologie de création du métamodèle prédictif est représentée (Figure 5).

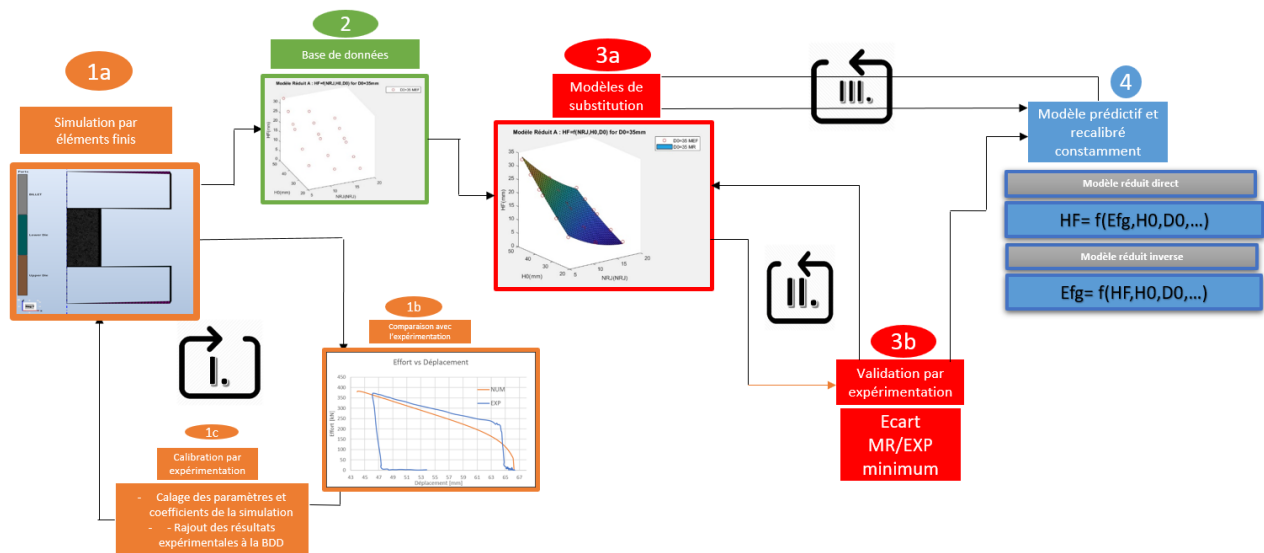


Figure 5. Méthodologie de création du métamodèle prédictif.

La méthode est divisée en 4 étapes dont 3 possèdent des boucles de validation :

1. Le modèle éléments finis (boucle I)
2. La base de données
3. Le modèle de substitution (bouclé II)
4. Le modèle prédictif en apprentissage automatique (bouclé III)

Ces étapes sont détaillées par la suite.

3.2.1 Le modèle éléments finis

La mise au point d'un modèle éléments finis pour le forgeage nécessite différentes phases (Figure 6).

1. Mise en place des outils, de la presse et du lopin
 - Conception 2D/3D
 - Définition des lois de comportement
 - Echanges entre les composants
 - Définition de la presse
2. Maillage
 - Taille de la maille
 - Remaillage
 - Etude de convergence
3. FEM Solver
 - Pas / step ; mode de stockage
 - Solver 2D/3D
4. Post-processeur
 - Résultats sur le lopin, la presse, l'outillage, la simulation
 - Résultats scalaires, champs
 - Résultats sur des capteurs installés

Figure 6. Les phases pour la mise en point d'une simulation pour le forgeage.

Les phases 2, 3 et 4 sont liées à la manipulation du logiciel. La phase 1 est liée à la définition du procédé. La fidélité du modèle sera dépendante en grande partie de l'étape 1. Dans cette étape, l'environnement de travail est reproduit et doit être le plus proche possible de la réalité. Au niveau du forgeage, différents phénomènes multiphysiques se produisent en parallèle, c'est pourquoi la définition de la presse, des outillages, du lopin, ainsi que des échanges thermiques et mécaniques sont faites sur la base des hypothèses provenant de la littérature et de certaines données expérimentales. Une fois ces définitions faites, une simulation de référence est créée (étape 1a, Figure 7).

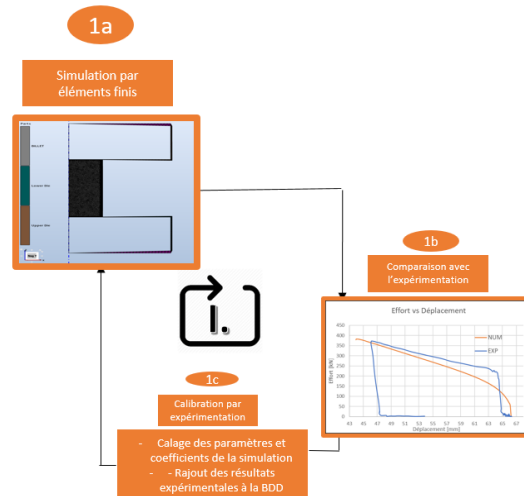


Figure 7. Le modèle éléments finis.

Cette simulation de référence doit être évaluée et validée. Dans le but d'être applicable dans un cas industriel, un essai expérimental est réalisé ainsi qu'une simulation dans les conditions correspondantes. À ce stade, les résultats numériques sont comparés aux résultats expérimentaux (étape 1b, Figure 7).

Dans la confrontation entre le modèle numérique de base et les expériences, deux cas peuvent se présenter :

- i. L'écart est minimal. Le modèle numérique est dans ce cas validé et la phase de mise au point de la simulation (Figure 7) est achevée.

- ii. L'écart n'est pas négligeable. Dans ce cas, une étape de calage du modèle numérique doit être réalisée (étape 1c, Figure 7). A ce stade, il faut revenir à la définition du modèle : différentes hypothèses ont été faites sur les paramètres du modèle (coefficients de friction, coefficients d'échange thermique, rigidité de la presse, loi de comportement rhéologique du lopin, paramètres du comportement rhéologique choisi, etc.)

Afin de trouver le jeu de paramètres qui permet de rapprocher le modèle numérique à l'expérimental dont on dispose, des techniques d'optimisation déjà validées pour des procédés de forgeage sont utilisées [16]. Les méthodes d'optimisation appliquées aux simulations sont des outils largement développés et puissants pour soutenir la conception de modèles. Un procédé d'optimisation utilisant l'analyse inverse est envisagé dans le but de caler les paramètres numériques pour se rapprocher du comportement expérimental. Cet outil d'optimisation à partir de l'analyse inverse a déjà été implémenté dans le logiciel FORGE® [17], [18] et son fonctionnement est représenté (Figure 8).

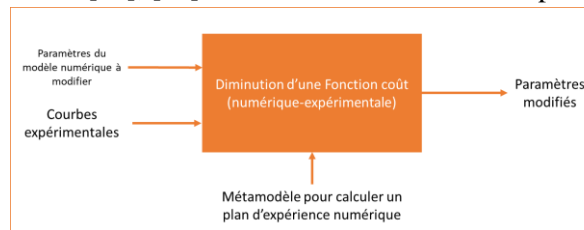


Figure 8. Principe de fonctionnement de l'outil d'optimisation

Dans cette étude, on considère que les hypothèses sur les échanges thermiques et mécaniques ne sont pas à remettre en cause, mais en revanche, on s'autorise à faire optimiser les coefficients de la loi de comportement rhéologique du matériau et la rigidité de la presse. Une fois l'optimisation faite et l'écart réduit jusqu'à une valeur optimale, il faut s'assurer que le jeu de paramètres trouvé répond à la physique des phénomènes. Ce n'est pas parce qu'on a une valeur numérique qui colle mathématiquement que physiquement c'est réaliste.

3.2.2 La base de données

A partir du modèle numérique validé, une séquence de données d'entrée et de sortie doit être créée. Cette base de données doit avoir un nombre minimal d'entrées non corrélées qui permettront de représenter l'état des sorties. Les entrées liées à la géométrie du lopin initial et du lopin final sont nécessaires dans le but de prédire la consigne en énergie pour le pilotage. D'autres entrées pourraient être rajoutées dans le cas du forgeage à chaud (température du lopin, température de l'outillage, etc.). En plus de la consigne en énergie, d'autres sorties peuvent être rajoutées afin d'analyser et contrôler le procédé (champs de température, champs de déformation). La base de données peut être représentée comme un nuage de points selon le nombre de dimensions utilisé (Figure 9).

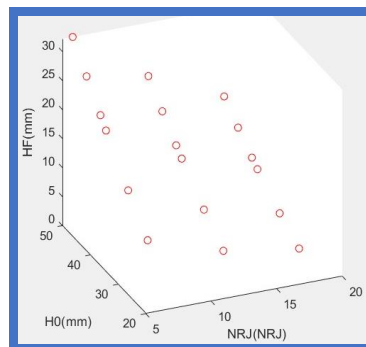


Figure 9. Nuage de points avec 2 entrées et 1 sortie.

3.2.3 Le modèle de substitution

Comme il a déjà été mentionné, un réseau de neurones perceptron multicouche est utilisé.

A partir de la base de données, il permettra de représenter l'état des sorties en fonction de ses variables d'entrée, connue aussi comme surface de réponse (Figure 10). L'architecture et le nombre de données pour l'entraînement vont dépendre de la complexité de l'opération. L'entraînement et la validation de ce modèle se fait par l'analyse des écarts (ME, MPE, MAP, MSE, RMSE, etc.) [19].

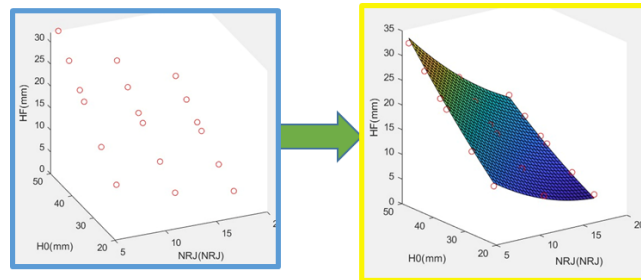


Figure 10. De la base de données à la surface de réponse.

Une fois la surface de réponse créée, une validation supplémentaire par expérimentation est réalisée (boucle II, Figure 5). Dans un cas industriel, les premières pièces issues de la fabrication seraient utilisées pour vérifier le modèle, étant toujours proches des valeurs nominales.

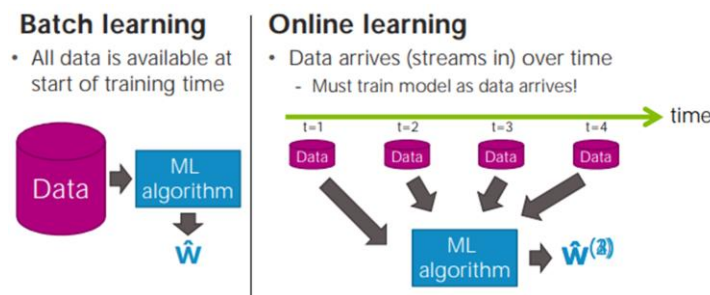
Pour cette étude, on a volontairement créé un plan d'expériences plus large n'appartenant pas à la base de données initiale pour élargir la validation sur un domaine plus large. Ces données expérimentales serviront aussi à alimenter la base de données initiale et recalculer la surface de réponse. Dès lors, le modèle est prêt et peut être utilisé pour la fabrication prédictive.

Il est nécessaire de préciser que l'utilisation d'un tel modèle est faite dans une plage d'utilisation définie, et qu'il est fait pour faire des interpolations à l'intérieur de cette plage.

3.2.4 Le modèle prédictif en apprentissage automatique

La création du métamodèle (de l'étape précédente) suit un apprentissage hors-ligne ou « Batch Learning ». Dans ce cas, l'apprentissage consiste en une phase d'entraînement et une phase de validation avec une base de données initiale [20]. Il n'y a donc pas de processus de mise à jour du modèle avec l'arrivée de nouvelles données.

Pour affiner le modèle dans le jumeau numérique, il faut qu'il soit capable de recevoir des données en « temps réel »¹ pour se mettre à jour tout au long de son cycle de vie [5] avec une certaine périodicité (à définir selon le cas d'application). La solution proposée est l'implémentation d'un apprentissage en ligne ou « online ». Dans cet apprentissage les données arrivent par lots dans le temps et le modèle s'adapte alors à la réalité (Figure 11) [20]. Cet apprentissage en continu fait partie de la boucle III, Figure 5.



¹ La notion de « temps réel » est fortement liée à l'application finale du jumeau numérique (sa nature).

Figure 11. Apprentissage hors-ligne (Batch Learning) vs apprentissage en ligne (Online Learning)[21].

4 Cas d'étude : compression uni-axiale

Le refolement simple à froid d'un lopin de cuivre pur de hauteur initiale H_0 et de diamètre initial D_0 jusqu'à une hauteur finale H_F est considéré (Figure 3).

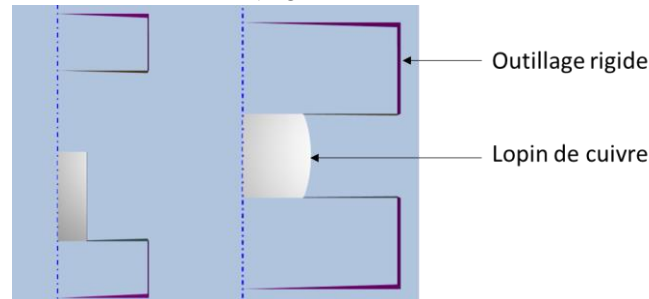


Figure 12. Schéma en 2D de la simulation de référence. Avant (gauche) et après (droite) l'opération.

Comme dans l'étape 1a (Figure 7), des simulations de référence sont développées (Figure 12). Les valeurs initiales des paramètres et des variables physiques de ces simulations sont fixées à partir du plan d'expérience, de la littérature et des bibliothèques internes du logiciel Forge®. Le Tableau 1 regroupe toutes ces valeurs de la simulation de référence.

Tableau 1. Paramètres de la simulation de référence pour la création de la base de données de l'essai de refolement simple.

	Dénomination	Valeur
Variables	Diamètre Initial (D_0)	[18-32] mm
	Hauteur Initiale (H_0)	$[1.5D_0 - 2D_0]$ mm
	Energie de consigne (NRJ)	[5-20] % : [1.45-5.78] kJ
	Température initiale des composants (T°)	20°C (à froid)
Paramètres	Matériau lopin	Cuivre 99.7 (Bibliothèque Forge®) : Loi Hansel-Spittel [22] (élasto-plastique)
	Type d'outillage	Deux outils rigides
	Type de presse	Presse à vis
	Energie maximale	[28.9] kJ : [100] %
	Vitesse maximale	680 mm/s
	Coefficient de frottement à l'interface outil/matière	Faible frottement (Bibliothèque Forge®) : Coulomb limité Tresca $[\mu = 0.02; \bar{m}=0.05]$
	Coefficient d'échanges thermiques à l'interface outil/matière	Faible échange thermique (Bibliothèque Forge®) : 2000 W/K.m2

A partir de ces simulations, une campagne expérimentale est menée à bien et les résultats d'un des essais sont comparés à ceux issus de la simulation numérique correspondante (étape 1b, Figure 7). Les résultats d'autres essais serviront donc pour l'étape 3b, Figure 7, où on valide le métamodèle. Différentes grandeurs peuvent être utilisées pour cette comparaison. Dans notre approche, la courbe d'évolution de l'effort axial en fonction du déplacement du coulisseau est prise comme référence. Le zéro étant réglé pour le point de contact entre l'outil inférieur et le lopin. La valeur de déplacement dans l'opération de forgeage correspondant ainsi à la hauteur courante du lopin.

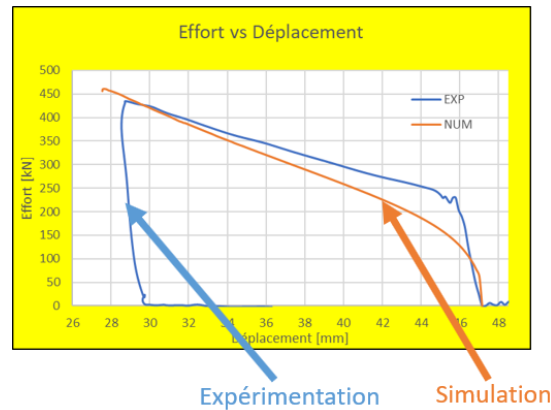


Figure 13. Courbes effort vs déplacement : Comparaison numérique-expérimentale pour la simulation de référence.

Pour les courbes effort en fonction du déplacement, les écarts simulations / expériences suivent tous la même tendance (Figure 13). Une optimisation via le logiciel Forge® est alors lancée, en ayant au préalable choisi les paramètres de la simulation à optimiser :

- Premièrement, les paramètres de la loi de comportement sont choisis en fonction de l'écart observé dans le profil des courbes effort-déplacement. En plus de cela, il y a des incertitudes sur la pureté du cuivre et sur sa granulométrie par rapport au matériau provenant de la bibliothèque interne du logiciel (celui utilisé pour la simulation de référence). Des essais cristallographiques sur le matériau sont aussi planifiés.
- Deuxièmement, l'outillage utilisé pour les essais a été conçu tant pour des opérations à froid comme pour des opérations à chaud. Il sert habituellement pour des travaux à chaud. Des capteurs laser et une jauge de déformation sont utilisés pour récupérer le déplacement et l'effort respectivement. Un isolant est installé entre l'acier d'outillage et les capteurs pour les protéger de la température. Cet isolant est un composite « MICA » et possède une rigidité largement inférieure à celle de l'acier. Dans ce contexte, simuler en outil rigide (simulation de référence) n'est pas représentatif.

Les paramètres de la loi de comportement du matériau et la configuration de l'outillage (de l'outillage rigide vers l'outillage déformable) sont donc retenus.

L'outil d'optimisation du logiciel Forge® [17], [18] est utilisé et après 180 simulations, une solution est trouvée. La simulation optimisée présente un outil déformable (Figure 14) et les nouveaux paramètres sont présentés dans le Tableau 2.

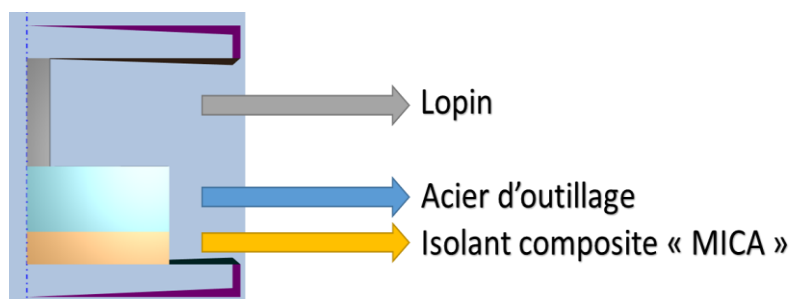


Figure 14. Schéma de la simulation optimisée (avec l'outillage déformable).

Tous les paramètres sont variés mais après l'optimisation ils n'ont pas tous changé (certains paramètres ne jouent pas un rôle important lorsqu'on travaille à froid : $m1$ et $m3$). Les paramètres de la loi rhéologique qui n'ont pas changé ne sont pas présentés dans ce tableau.

Tableau 2. Les paramètres avant et après l'optimisation.

Paramètres	Avant l'optimisation	Après l'optimisation
Loi de comportement du lopin de Cuivre	Loi de Comportement Hansel-Spittel (bibliothèque Forge®)	Loi de Comportement Hansel-Spittel (Paramètres modifiés)
	m2 = 0.21554 m4 = -0.00935	m2 = 0.14 m4 = 0.00
Type d'outillage	Outillage Rigide	Outillage déformable (Acier + Isolant)
		Acier d'outillage : Loi Hansel Spittel pour X35CrMoV5-1 (bibliothèque Forge®)
		Isolant composite « MICA » : Comportement élastique (E=316.5Mpa ; v=0.3) (Optimisé)

Les résultats du modèle optimisé présentent des améliorations notables. Quant à la hauteur finale, qui est notre grandeur cible, les écarts sont passés de plus de 5% en moyenne à moins de 3%. D'autre part, les courbes effort-déplacement sont plus exactes (Figure 12).

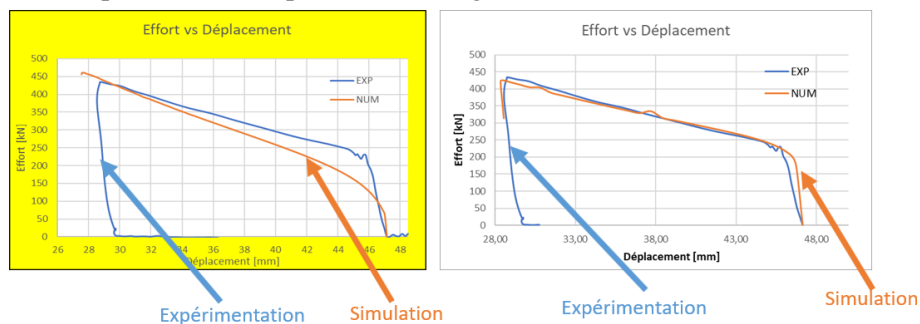


Figure 15. Les courbes effort vs déplacement. A gauche, avec la simulation de référence. A droite, avec la simulation optimisée.

A partir des simulations optimisées, une base de données est créée (étape 2, Figure 5). Le choix des variables d'entrée et de sortie se fait pour le cas le plus simple de pilotage du procédé. Les variables enregistrées sont le diamètre initial (D0), la hauteur initiale (H0), la consigne d'énergie (NRJ) et la hauteur finale (HF). Cinquante cas d'étude ont été choisis pour la base de données. Le temps de calcul est inférieur à environ 5 minutes pour chaque essai étant donné qu'on travaille en 2D.

Il est nécessaire de préciser que dans le cas actuel (mono-coup) on travaille avec des efficacités de la presse importantes parce qu'on est dans le cas des chocs mous ou inélastiques. L'efficacité correspond au quotient de l'énergie délivrée au lopin sur l'énergie disponible fournie par la machine. De manière générale, les chocs mous sont observés pour les premiers coups et les chocs durs ou inélastiques après certains coups [23]. Cela est due aux différents phénomènes subis par la pièce, parmi lesquels on trouve le durcissement et l'adoucissement [16]. En plus des quatre variables précédemment introduites dans la base de données (D0, H0, HF, NRJ), cette notion d'efficacité doit être considérée lors du passage du mono-coup (actuel) vers le multi-coups.

A partir de la base de données créée, un réseau de neurones perceptron multicouche est créé et entraîné. Il possède trois entrées (D0, H0, HF) et une sortie (NRJ). Dans son architecture, trois couches cachées sont définies avec des fonctions d'activation « ReLu » (unité linéaire rectifiée). Pour l'entraînement, différentes mesures d'écart sont comparées (MSE, MAE, MAPE) dans le but de valider la performance du modèle lors de la régression. Les écarts en pourcentage (pourcentage

d'erreur absolue moyenne - MAPE) sont inférieurs au 0.2% par rapport à la base de données numérique. Le modèle est ainsi validé.

La dernière étape consiste à la mise à jour du métamodèle à partir de nouveaux lots de données qui sont récupérés lors de la fabrication (boucle III, Figure 5). Pour cette mise à jour, un nouvel apprentissage du réseau de neurones est fait. Dans cet apprentissage, la base de données ne sera plus celle utilisée au départ mais une nouvelle qui sera enrichie ou remplacée par des nouvelles données selon le cas d'application.

3 Conclusions et perspectives

La création d'un jumeau numérique pour la fabrication prédictive présente différentes phases de développement. Dans cet article, l'entité numérique et le modèle de prédiction qui la compose ont été étudiés.

La méthodologie proposée pour la création de ce métamodèle de prédiction répond aux défis à relever. Elle permet une prédiction réactive, grâce à la construction d'un modèle de substitution par une technique de réseau de neurones (MLP); prédictive, étant donné qu'elle a été développée sur la base de simulations numériques calées et validées ; et fidèle, étant donné que les variabilités dans les données d'entrée peuvent être prises en compte et le modèle se met à jour constamment grâce à l'utilisation de l'apprentissage en ligne.

En plus, la méthode présente également d'autres avantages : la robustesse, en diminuant l'intervention de l'opérateur dans le pilotage ; la flexibilité, puisqu'il est possible de rajouter différentes variables d'entrée correspondants à différents scénarios d'étude dans le même procédé, ou pour d'autres opérations de forgeage (estampage, forgeage libre, filage, etc.) ; et l'amélioration du contrôle ; en rajoutant différentes variables de sortie difficilement mesurables (champs de déformation, champs de température, etc.) qui aideraient à l'analyse du procédé.

Selon l'approche choisie, le développement d'un jumeau numérique comporte l'étude de différents composants. Dans ce cas, un modèle 5D a été pris comme référence (9) et l'étude de l'entité numérique (V) à partir de l'entité physique (P) a été présenté (Figure 2). L'étude des autres composants du jumeau deviennent donc nécessaires pour la suite.

Dans le court terme, en ce qui concerne le modèle de substitution, il est envisagé de passer jusqu'au troisième coup en intégrant l'efficacité de la presse dans la base de données.

4 Remerciements

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements au CETIM pour son soutien financier à ce projet de recherche. En particulier Pierre KRUMPIPE et Valérie SULIS pour leur suivi du projet et leurs conseils. Nous remercions également Francisco CHINESTA, professeur des universités dans le Laboratoire Procédés et Ingénierie en Mécanique et Matériaux (PIMM) pour sa contribution à ce projet grâce à son expertise dans la réduction dimensionnelle et les jumeaux numériques. Enfin, nous tenons à remercier Sébastien BURGUN et Alexandre FENDLER pour leur soutien technique lors des différents tests réalisés.

References

- [1] H. Tschätsch, « Metal forming practise: processes - machines - tools », 2006.
- [2] R. Douglas et D. Kuhlmann, « Guidelines for precision hot forging with applications », *Journal of Materials Processing Technology*, p. 7, 2000.
- [3] D. K. Pace, « Fidelity, Resolution, Accuracy, and Uncertainty », in *Modeling and Simulation in the Systems Engineering Life Cycle: Core Concepts and Accompanying Lectures*, M. L. Loper, Éd. London: Springer, 2015, p. 29-37.
- [4] Z. Allam et C. Baudouin, « Application des systèmes d'aide à la décision aux processus de forgeage », *Techniques de l'Ingénieur*, nov. 2016.
- [5] C. Semeraro, M. Lezoche, H. Panetto, et M. Dassisti, « Digital twin paradigm: A systematic literature review », *Computers in Industry*, vol. 130, p. 103469, mai 2021, doi: 10.1016/j.compind.2021.103469.
- [6] Aerospace Industries Association, « Digital Twin: Definition & Value - An AIAA and AIA Position Paper », déc. 2020. <https://www.aiaa-aerospace.org/report/digital-twin-paper/> (consulté le nov. 26, 2021).
- [7] M. Grieves, « Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication », mars 2014.
- [8] F. Tao *et al.*, « Five-dimension digital twin model and its ten applications », *Jisuanji Jicheng Zhizao Xitong/Computer Integrated Manufacturing Systems, CIMS*, vol. 25, p. 1-18, janv. 2019, doi: 10.13196/j.cims.2019.01.001.
- [9] Q. Qi *et al.*, « Enabling technologies and tools for digital twin », *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 58, p. 3-21, mars 2021, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.10.001.
- [10] P. Benner, S. Grivet-Talocia, A. Quarteroni, G. Rozza, W. Schilders, et L. M. Silveira, Éd., *System- and Data-Driven Methods and Algorithms*, vol. 1. De Gruyter, 2021.
- [11] F. Chinesta, E. G. CUETO, E. Abisset-Chavanne, J. L. DUVAL, et F. E. KHALDI, « Virtual, Digital and Hybrid Twins: A New Paradigm in Data-Based Engineering and Engineered Data », *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2019, doi: 10.1007/s11831-018-9301-4.
- [12] M. Eldred, A. Giunta, et S. Collis, « Second-Order Corrections for Surrogate-Based Optimization with Model Hierarchies », présenté à 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, Albany, New York, août 2004, doi: 10.2514/6.2004-4457.
- [13] L. Qingbin, J. Zhong, L. Mabao, et W. Shichun, « Acquiring the constitutive relationship for a thermal viscoplastic material using an artificial neural network », *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 62, n° 1-3, p. 206-210, nov. 1996, doi: 10.1016/0924-0136(95)02229-5.
- [14] K. P. Rao et Y. K. D. V. Prasad, « Neural network approach to flow stress evaluation in hot deformation », *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 53, n° 3-4, p. 552-566, sept. 1995, doi: 10.1016/0924-0136(94)01744-L.
- [15] P. F. Bariani, S. Bruschi, et T. Dal Negro, « Prediction of nickel-base superalloys' rheological behaviour under hot forging conditions using artificial neural networks », *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 152, n° 3, p. 395-400, oct. 2004, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2004.04.416.
- [16] G. Venet, « Identification paramétrique sur moyens industriels du comportement thermomécanique en forgeage à chaud », These de doctorat, Paris, ENSAM, 2019.
- [17] S. Marie, R. Ducloux, P. Lasne, J. Barlier, et L. Fourment, « Inverse Analysis of Forming Processes Based on FORGE Environment », 2014, doi: 10.4028/www.scientific.net/KEM.611-612.1494.
- [18] M. Emmerich, A. Giotis, M. Özdemir, T. Bäck, et K. Giannakoglou, « Metamodel—Assisted Evolution Strategies », in *Parallel Problem Solving from Nature — PPSN VII*, Berlin, Heidelberg, 2002, p. 361-370, doi: 10.1007/3-540-45712-7_35.
- [19] J. Li et A. D. Heap, « A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors », *Ecological Informatics*, vol. 6, n° 3, p. 228-241, juill. 2011, doi: 10.1016/j.ecoinf.2010.12.003.

- [20] L. C. Jain, M. Seera, C. P. Lim, et P. Balasubramaniam, « A review of online learning in supervised neural networks », *Neural Comput & Applic*, vol. 25, n° 3-4, p. 491-509, sept. 2014, doi: 10.1007/s00521-013-1534-4.
- [21] E. Fox, « Online Learning Perceptron Algorithm », University of Washington, févr. 10, 2017.
- [22] A. Hensel et T. Spittel, *Kraft- und Arbeitsbedarf bildsamer Formgebungsverfahren*. Deutscher Verlag für Grundstoffindustrie, 1978.
- [23] J.-F. Mull, « Contribution à la modélisation du comportement dynamique du système de production composé de la machine et de ses outillages durant la phase de mise en forme. Application aux machines pilotées en énergie: de la presse à vis au pilon contre-frappe », p. 211.