



ΕΘΝΙΚΟ
ΜΕΤΣΟΒΙΟ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

Α.Π. : 36855
Αθήνα, 4/9/20

ΚΟΣΜΗΤΟΡΑΣ

Προς τα Μέλη ΔΕΠ της
Σχολής Μηχ/γων
Μηχ/κών

ΠΡΟΣΚΛΗΣΗ

Σας προσκαλούμε στην παρουσίαση της Διδακτορικής Διατριβής του Υ.Δ. κ. **ΣΤΑΘΑΤΟΥ Εμμανουήλ** του Ευσταθίου, κατόχου Διπλώματος Μηχανολόγου Μηχανικού, την οποία εκπόνησε στον Τομέα Τεχνολογίας των Κατεργασιών. Η παρουσίαση θα πραγματοποιηθεί την Τρίτη 15 Σεπτεμβρίου 2020, ώρα 12:00 το μεσημέρι διαδικτυακά*. Ο ελληνικός τίτλος της Διδακτορικής Διατριβής είναι ο εξής :

*«ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΑΣ ΕΠΙΛΕΚΤΙΚΗΣ
ΠΥΡΟΣΥΣΣΩΜΑΤΩΣΗΣ ΚΑΙ ΤΗΞΗΣ LASER (SLS/SLM) ΜΕ ΒΑΣΗ ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΗ
ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ»*

Και ο Αγγλικός ως εξής:

*«OPTIMISATION OF SELECTIVE LASER SINTERING AND MELTING PROCESS
(SLS/SLM) BASED ON NUMERICAL SIMULATION AND MACHINE LEARNING »*

Ο Κοσμήτορας της Σχολής



Ν. Μαρμαράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π

- Για οδηγίες για την πρόσβαση σας διαδικτυακά απευθυνθείτε στον Επιβλέποντα του Υ.Δ.
Καθ. Γ.Χ. Βοσνιάκο (vosniak@central.ntua.gr)

Βελτιστοποίηση της κατεργασίας επιλεκτικής πυροσυσσωμάτωσης και τήξης με laser (SLS/SLM) με βάση αριθμητική προσομοίωση και μηχανική μάθηση

Διδακτορική διατριβή

Εμμανουήλ Σταθάτος

ΕΜΠ, Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών, Τομέας Τεχνολογίας των Κατεργασιών

Περίληψη

Η παρούσα έρευνα στοχεύει στην υλοποίηση πλαισίου βελτιστοποίησης της κατεργασίας Επιλεκτικής Πυροσυσσωμάτωσης και Τήξης με laser (SLS/SLM), κάνοντας χρήση της αυξημένης υπολογιστικής αποδοτικότητας μοντέλων μηχανικής μάθησης έναντι μοντέλων φυσικής. Στην κατεργασία SLS/SLM το τελικό τεμάχιο παράγεται ως επαλληλία διαδοχικών στρωμάτων σκόνης, επιλεκτικά συντετηγμένων λόγω θερμότητας που παρέχεται από κινούμενη δέσμη laser. Θεωρητική βελτιστοποίηση της κατεργασίας είναι κρίσιμη για την ωρίμανση της, δεδομένου ότι έως τώρα οδηγείται από γενικά μη βέλτιστες και ασύμφορες δοκιμές σε πραγματικές μηχανές. Κατόπιν δεκαετιών έρευνας, η θεωρητική μοντελοποίηση της κατεργασίας εξακολουθεί να αποτελεί πρόκληση, κυρίως λόγω του μεγάλου εύρους κλιμάκων στις οποίες απαντώνται κρίσιμα φαινόμενα. Μεταφορά γνώσης μεταξύ μοντέλων διαδοχικών επιπέδων αφαίρεσης στοχεύει σε κλιμακωτή αύξηση του πεδίου εφαρμογής των αντίστοιχων προσομοιώσεων.

Η θερμική ιστορία στρώματος, η οποία εν μέρει οφείλεται στην τοπολογία της εκάστοτε τροχιάς δέσμης, έχει έντονη επίδραση στα τελικά χαρακτηριστικά του τεμαχίου. Μοντέλα μεμονωμένων κόκκων δεν δύνανται να προσομοιώσουν σημαντικά μήκη ραφής. Μοντέλα χαμηλής ανάλυσης που αναφέρονται σε ολόκληρο τεμάχιο επικαλούνται απλοποιήσεις σχετικά με την θερμική ιστορία κάθε στρώματος. Και στις δύο αυτές ακραίες περιπτώσεις, η κρίσιμη επίδραση μιας συγκεκριμένης στρατηγικής σάρωσης δεν λαμβάνεται υπόψη. Η ενδιάμεση κλίμακα μεμονωμένου στρώματος σκόνης, θεωρούμενου μακροσκοπικά ως συνεχές μέσο, θεωρείται ως η καταλληλότερη για εργασίες βελτιστοποίησης. Η τάση είναι παρακολούθηση και βελτιστοποίηση ποσοτήτων, στο επίπεδο στρώματος, που επιδεικνύουν έντονη συσχέτιση με τα τελικά χαρακτηριστικά του τεμαχίου. Η μέγιστη θερμοκρασία κατά μήκος τροχιάς αποτελεί τυπική επιλογή.

Μοντέλα φυσικής εφαρμόζονται επιτυχώς στο κάτω όριο του επιπέδου στρώματος ($\sim \text{mm}$). Ωστόσο, ένα στρώμα πρακτικού ενδιαφέροντος απαιτεί πολύ μεγαλύτερες τροχιές ($\sim 10^2 \text{ m}$). Σε αυτή την κλίμακα, προσομοιώσεις φυσικής είναι ασύμφορες έως και αδύνατες. Επιπλέον, η βελτιστοποίηση τυπικά απαιτεί πολλαπλές προσομοιώσεις για δεδομένο ζητούμενο. Μοντέλα μηχανικής μάθησης επιδεικνύουν την απαιτούμενη υπολογιστική αποδοτικότητα, ωστόσο, μέχρι στιγμής, τυπικά εφαρμόζονται σε τετριμμένες τροχιές ή/και μικρές γεωμετρίες. Βασισμένη σε μοντέλα δυναμική βελτιστοποίηση παραμέτρων κατεργασίας κατά μήκος αυθαίρετης τροχιάς πρακτικού μήκους αποτελεί ανοιχτό πρόβλημα.

Η παρούσα διατριβή αναπτύσσει τρεις πλατφόρμες μοντελοποίησης με αυξανόμενο εύρος εφαρμογής: το Μητρικό Μοντέλο, το Μεταμοντέλο και το Μεταμοντέλο Ισχύος. Το Μητρικό Μοντέλο είναι ένα θερμικό μοντέλο Πεπερασμένων Στοιχείων, βελτιστοποιημένο για σχετικά μικρές τροχιές ($\sim \text{mm}$). Περιλαμβάνει θερμικά κελύφη, αυτόματη δημιουργία σεναρίων και γεωμετρίας με διαδοχική αραίωση πλέγματος, και

τεχνικές επιτάχυνσης επίλυσης. Επιπλέον, κάνει χρήση εικονικών υλικών για αναπαράσταση ενδιάμεσων καταστάσεων συνένωσης σκόνης. Σκοπός του είναι η αποδοτική παραγωγή μεγάλου όγκου δεδομένων εκπαίδευσης για την υποστήριξη των μοντέλων μηχανικής μάθησης που αναπτύσσονται στην συνέχεια.

Το Μεταμοντέλο είναι μια πλατφόρμα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ), χτισμένη για ταχείες προσομοιώσεις σε πολύ μεγάλες αυθαίρετες τροχιές ($>10^2$ m). Εφαρμόζει το πρότυπο ενός «μαύρου κουτιού» δεμένο στην κινούμενη δέσμη, το οποίο μαθαίνει να υπολογίζει μέγιστη θερμοκρασία και μέση σχετική πυκνότητα κάτω από αυτήν. Η δυναμική πρόβλεψη κατά μήκος τυχαίας τροχιάς εξυπηρετείται από μία πρωτότυπη μέθοδο αποδόμησης τροχιάς, η οποία μειώνει δραστικά την διαστατικότητα της τοπολογικής εισόδου. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω ενός περιγραφέα που παρακολουθεί το σχήμα της τροχιάς, καθώς επίσης και την ιστορία της σε διάφορες εκτάσεις μνήμης. Το αρχικό αυτό πρότυπο μηχανικής μάθησης έχει σειριακό χαρακτήρα, συνεπώς δεν εκμεταλλεύεται την ιδιότητα των ΤΝΔ για παράλληλη επεξεργασία πολλαπλών διανυσμάτων εισόδου. Το κώλυμα δυσχεραίνεται από το γεγονός ότι ανάδραση θερμοκρασίας μεταξύ των βημάτων προσομοίωσης αποδεικνύεται απαραίτητη για αυξημένη ακρίβεια του ΤΝΔ. Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων, υλοποιείται ένα επαναληπτικό σχέδιο που επιτρέπει στο Μεταμοντέλο παράλληλες προσομοιώσεις σε ολόκληρες τροχιές, μέσω εκκίνησης από εκτίμηση και, στην συνέχεια, διαδοχικής ανατροφοδότησης και βελτίωσης των αποτελεσμάτων του. Η τελική, βελτιστοποιημένη έκδοση του Μεταμοντέλου επιτυγχάνει μικρότερους χρόνους προσομοίωσης από την διάρκεια της πραγματικής κατεργασίας, γεγονός που αντιστοιχεί σε επίτευγμα υπολογιστικής αποδοτικότητας.

Το Μεταμοντέλο Ισχύος επεκτείνει το Μεταμοντέλο με προσθήκη ισχύος laser στο διάνυσμα εισόδου, προσφέροντας μια ανεξάρτητη μεταβλητή για ρύθμιση θερμοκρασίας. Σκοπός είναι η εύρεση ενός βέλτιστου προφίλ ισχύος, το οποίο να ακυρώνει τα φαινόμενα θερμικής συσσώρευσης που οφείλονται στην τοπολογία της τροχιάς. Αρχικά υλοποιείται ένας βηματικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης, ως μέτρο υπολογιστικής αποδοτικότητας. Στην συνέχεια υλοποιείται ένας βελτιωμένος, προσαρμοστικός νόμος ελέγχου, σχεδιασμένος για παράλληλη εφαρμογή σε ολόκληρο το προφίλ ισχύος. Έχει επαναληπτικό χαρακτήρα και επιτυγχάνει ομαλό μέτωπο θερμοκρασίας μετά από μικρό αριθμό επαναλήψεων. Το τελικό πλαίσιο εκμεταλλεύεται επιτυχώς την εξαιρετική ταχύτητα του μοντέλου μηχανικής μάθησης για αποδοτική ρύθμιση θερμοκρασίας μέσω δυναμικής βελτιστοποίησης ισχύος.

Το Μητρικό Μοντέλο, ως βάση της αλυσίδας μηχανικής μάθησης, επικυρώθηκε επιτυχώς από αντίστοιχα μοντέλα και πειράματα της βιβλιογραφίας, επιδεικνύοντας αποκλίσεις μικρότερες από 10%, για τις χειρότερες περιπτώσεις μεταξύ πλήθους σεναρίων σύγκρισης. Τα μεταμοντέλα επιδεικνύουν μέσα σχετικά σφάλματα της τάξης του 1% για μεμονωμένες προσομοιώσεις και μικρότερα από 2% για το τελικό βελτιστοποιημένο προφίλ θερμοκρασίας, ως προς το Μητρικό Μοντέλο. Μελλοντική πρόσβαση σε πειράματα δύναται να επικυρώσει απευθείας ή και να βελτιώσει περαιτέρω την ακρίβεια του προτεινόμενου πλαισίου. Εξάλλου, η παρούσα έρευνα κυρίως στοχεύει να αποτελέσει έναν μεθοδολογικό χάρτη για καινοτομική εφαρμογή εργαλείων μηχανικής μάθησης στο σχετικά ανεξερεύνητο πεδίο βελτιστοποίησης της κατεργασίας SLS/SLM.

Optimisation of selective laser sintering and melting process (SLS/SLM) based on numerical simulation and machine learning

PhD Thesis

Emmanuel Stathatos

NTUA, School of Mechanical Engineering, Manufacturing Technology Section

Abstract

This research aims to develop an optimization framework for the process of Selective Laser Sintering and Melting (SLS/SLM) by leveraging the extreme efficiency of data-driven models. SLS/SLM is a main representative of Additive Manufacturing processes, which are instrumental to the realization of Industry 4.0. Its principle of operation is based on using heat from a moving laser beam to selectively consolidate pre-deposited powder layers into successive slices of the final part. Model-based optimization is critical for the maturation of SLS/SLM, which is thus far driven by generally sub-optimal setups determined by trial-and-error on actual machines. After decades of research, it still poses extreme challenges mainly stemming from the large discrepancy of scales involved in the process. Emergent computational barriers are somewhat alleviated by the practice of multiscale modeling, which aims to gradually increase the scope of simulations by transferring knowledge between various levels of abstraction.

SLS/SLM is a thermal process, and the temperature history of a given layer, which in part depends on the topology of the trajectory, greatly affects the characteristics of the final part. Discrete particle models struggle to process a single millimeter of laser track. Low resolution models which handle entire parts cannot maintain connection to the thermal history imposed by a specific scanning strategy. At both of these extremes, the critical effects of the laser trajectory are not taken into account. The intermediate scale of a single powder layer, macroscopically considered as a continuous medium, is generally regarded as the most suitable to focus on for optimization related research. The trend is to attempt to optimize for quantities which have strong correlation to the overall quality of the process, peak temperature along the laser path being a typical choice.

Physics models have been successfully employed for predictive simulations at the lower end of the layer scale ($\sim\text{mm}$). An actual layer, however, typically requires much larger laser tracks ($\sim 10^2\text{ m}$). At this scale, physics-based simulations are too costly or even unfeasible. In addition to that, optimization requires multiple simulations for achieving a given objective. Physics agnostic data-driven models exhibit the necessary computational efficiency both for achieving sizeable simulations and also facilitating optimization endeavors. Thus far they have been employed mostly for trivial scanning strategies and/or small geometries. Model-based optimization of process parameters along an arbitrary laser trajectory of significant length is an open problem.

Three modeling platforms of progressively increasing scope are developed in this thesis: The Parent Model, the Surrogate Model and the Power Model. The Parent Model is a macroscopic thermal FEA modeling platform optimized for efficiency in relatively short track simulations ($\sim$ mm). It implements thermal shell elements, automatic domain creation with progressive mesh coarsening, and solution accelerating techniques. It also employs virtual materials to represent various stages of consolidation, from initial loose powder to fully dense material. Its purpose is to efficiently produce large sets of training data that will support the machine learning platforms developed next.

The Surrogate Model is a data-driven modeling platform based on Artificial Neural Networks (ANNs), built to perform rapid simulations on very large arbitrary trajectories ($>10^2$ m). It implements the paradigm of a moving black-box model which follows the laser beam and predicts peak temperature and mean density evolution along the laser path. Dynamic regression along a path of arbitrary shape is facilitated by an original trajectory decomposition method which drastically reduces the infinite dimensionality of the topological input. This is achieved by extracting a descriptor which monitors the shape of the trajectory as well as its history within varying memory lengths. The initial machine learning paradigm has a sequential character and thus does not leverage the ability of the ANNs to process sets of input vectors in parallel. This bottleneck is compounded by the fact that temperature feedback proves necessary for increased performance. To remedy this issue, a recursive scheme is implemented which allows the Surrogate Model to process entire trajectories in parallel, by using an initial estimation of the temperature feedback vector, and subsequently refeeding and refining its own results. The final optimized Surrogate Model achieves simulation times of the order of real-time, which constitutes a major efficiency breakthrough.

The Power Model extends the Surrogate Model by incorporating variable laser power in the input vector, thus exposing an independent variable for temperature regulation. The aim is to identify an optimized power profile that counteracts the thermal accumulation effects caused by the topology of the laser path. A one-step-ahead algorithm is initially conceptualized to serve as an efficiency benchmark. Then, an improved adaptive control law is implemented which can be applied to the entire power profile in parallel. It has a recursive character and can achieve a smooth temperature profile given a few iterations. The proposed framework successfully leverages the extreme efficiency of the developed data-driven model to provide an innovative solution for dynamic process optimization.

The Parent Model, which represents the basis of the machine learning chain, was successfully validated against similar models and experiments from the literature, exhibiting less than 10% relative deviation, for the worst cases amongst all comparison scenarios. The surrogate models achieve mean relative errors in the order of 1% for single simulations and less than 2% for the final optimized temperature profile, compared to the Parent Model. Future access to experiments can directly verify and/or help to further increase the accuracy of the developed framework. Regardless, this research mainly aspires to provide a methodological roadmap for innovative application of machine learning to the largely unexplored area of SLS/SLM optimization.