



**CENTRALE
LYON**

Avis de Soutenance

Monsieur Ruochen CHEN

Soutiendra publiquement ses travaux de thèse intitulés

Simulation de la physique continue sur des tissus neuronaux discrétisés : introduction de contraintes, de représentations et d'opérateurs pour combler l'écart

Travaux dirigés par Monsieur Liming CHEN

Soutenance prévue le **vendredi 24 avril 2026** à 14h00

Lieu : Bâtiment W1, étage 2 École Centrale de Lyon 36 Avenue Guy de Collongue 69134 Écully France

Salle : Bâtiment W1, Amphithéâtre 203

Composition du jury proposé

M. Liming CHEN	Full professor	Ecole Centrale de Lyon	Directeur de thèse
Mme Hyewon SEO	Directrice de recherche	University of Strasbourg	Examinatrice
M. Vladislav GOLYANIK	Full professor	Max Planck Institute for Informatics	Rapporteur
M. Di HUANG	Full professor	Beihang University	Rapporteur
Mme Shaifali PARASHAR	Chargé de recherche	LIRIS, INSA-Lyon	Co-encadrante de thèse

Mots-clés : Simulation de tissus, Drapage de vêtements, Apprentissage auto-supervisé, Représentation de surfaces, Opérateurs neuronaux, Surfaces déformables

Résumé :

La modélisation de la déformation des surfaces, en particulier des vêtements et des tissus, constitue une tâche fondamentale en vision par ordinateur, en informatique graphique et en robotique. Malgré des avancées récentes significatives, un écart fondamental persiste entre la nature continue des tissus physiques et les structures discrètes utilisées dans les systèmes de modélisation et d'apprentissage numériques. Les simulateurs traditionnels fondés sur la physique offrent une grande précision mais sont coûteux en temps de calcul, tandis que les substituts neuronaux émergents guidés par les données n'ont pas encore pleinement surmonté les défis posés par cet écart de discrétisation. Cette thèse vise à répondre à ces défis en introduisant de nouvelles contraintes, représentations et opérateurs, établissant un cadre complet pour combler le fossé entre la physique continue et les simulations neuronales discrétisées de tissus. À cette fin, nous identifions trois défis principaux et proposons trois contributions correspondantes. Nous introduisons d'abord GAPS, un cadre de drapage neuronal auto-supervisé de vêtements, tenant compte de la géométrie et fondé sur la physique. GAPS impose l'inextensibilité par des mesures locales fondées sur la covariance tout en relâchant de manière adaptative les contraintes dans les régions de collision, produisant un drapage stable et réaliste sans post-traitement coûteux, complété par un habillage (skinning) à base de RBF qui améliore la robustesse pour les vêtements amples. Ensuite, nous proposons PolyFit, une représentation de surface continue et différentiable fondée sur des fonctions polynomiales locales de type n -jet, qui modélise chaque patch de surface par un ensemble compact de coefficients, réduisant considérablement la dimensionnalité tout en fournissant des dérivées analytiques de tout ordre. Nous démontrons son efficacité à travers deux applications : PolySfT, une méthode sans apprentissage pour la reconstruction monoculaire de surfaces 3D, et OneFit, un modèle de drapage neuronal auto-supervisé qui prédit la déformation des vêtements directement dans l'espace des coefficients fonctionnels, atteignant une généralisation indépendante du vêtement et de la résolution tout en étant jusqu'à un ordre de grandeur plus rapide que les méthodes existantes. Enfin, nous présentons FNOpt, un cadre de simulation de tissus auto-supervisé qui traite la dépendance à la résolution des simulateurs neuronaux conventionnels. En méta-apprenant un optimiseur neuronal paramétré par un opérateur neuronal de Fourier, FNOpt opère dans le domaine spectral et apprend la dynamique entre espaces fonctionnels, le rendant naturellement indépendant de la résolution. Cela permet une super-résolution sans apprentissage supplémentaire : un modèle entraîné uniquement sur des maillages grossiers peut produire des simulations haute fidélité à des résolutions fines, retrouvant des plis et des détails géométriques absents des données d'entraînement. Ces contributions techniques et méthodologiques visent à améliorer la robustesse, la fidélité et la capacité de généralisation de la modélisation neuronale de vêtements, et nous espérons qu'elles représentent un pas significatif vers une simulation plus générique, extensible et efficace des objets déformables.

Summary:

Modeling the deformation of surfaces, particularly garments and cloth, is a foundational task across computer vision, computer graphics, and robotics. Despite significant recent advancements, a fundamental gap remains between the continuous nature of physical fabrics and the discrete structures used in digital modeling and learning systems. Traditional physics-based simulators provide high accuracy but are computationally expensive, while emerging data-driven neural surrogates have yet to fully overcome the challenges posed by this discretization gap. This thesis aims to address these challenges by introducing novel constraints, representations, and operators, establishing a comprehensive framework to bridge the gap between continuous physics and discretised neural cloths. To this end, we identify three core challenges and propose three corresponding contributions. We first introduce GAPS, a geometry-aware, physics-based, self-supervised neural garment draping framework. GAPS enforces inextensibility through locally computed covariance-based measures while adaptively relaxing constraints in collision regions, yielding stable and realistic draping without expensive post-processing, complemented by an RBF-based skinning that improves robustness for loose garments. Second, we propose PolyFit, a continuous and differentiable surface representation based on local polynomial n -jet functions that models each surface patch with a compact set of coefficients, substantially reducing dimensionality while providing closed-form derivatives of arbitrary order. We demonstrate its effectiveness through two applications: PolySfT, a learning-free method for monocular 3D surface reconstruction, and OneFit, a self-supervised neural draping model that predicts garment deformation directly in the functional coefficient space, achieving garment-agnostic and resolution-agnostic generalization while being up to an order of magnitude faster than existing baselines. Finally, we present FNOpt, a self-supervised cloth simulation framework that addresses the resolution dependence of conventional neural simulators. By meta-learning a neural optimizer parameterized by a Fourier Neural Operator, FNOpt operates in the spectral domain and learns dynamics between function spaces, making it naturally resolution-agnostic. This enables zero-shot super-resolution: a model trained solely on coarse meshes can produce high-fidelity simulations at fine resolutions, recovering wrinkles and geometric details absent from the training data. These technical and methodological contributions are intended to improve the robustness, fidelity, and generalization capability of neural garment modeling, and we hope they represent a meaningful step toward more generic, scalable, and efficient simulation of deformable objects.