

SUJET DE THESE

www.lemta.univ-lorraine.fr

Dynamique non-newtonienne de courants de gravité chargés en particules : une étude en régime turbulent.

Mots clés : Courants de Gravité - Apprentissage Profond- Mélange Turbulent

ENCADREMENT :

Prénom, Nom : Sébastien Kiesgen De Richter

Adresse Postale : LEMTA - ENSEM - 2 avenue de la Forêt de Haye - TSA 60604 - 54518 VANDOEUVRE CEDEX

Prénom, Nom : Yoann Cheny

Adresse Postale : LEMTA - ENSEM - 2 avenue de la Forêt de Haye - TSA 60604 - 54518 VANDOEUVRE CEDEX

Pour candidater: yoann.cheny@univ-lorraine.fr, +33 (0)3 72 74 42 71

SUJET DE RECHERCHE

Les courants de gravité sont présents dans de nombreux procédés industriels (évacuation des eaux usées, filtration de minerais, procédés alimentaires et pharmaceutiques) et écoulements naturels (transports de sédiments dans les rivières, avalanches). Ces écoulements stratifiés transportent fréquemment une phase solide en suspension qui contrôle les propriétés moyennes de l'écoulement, comme la viscosité apparente, ce qui conduit à une dynamique riche dont l'optimisation/prédiction demeure un enjeu crucial environnemental et industriel notamment en régime turbulent [1].

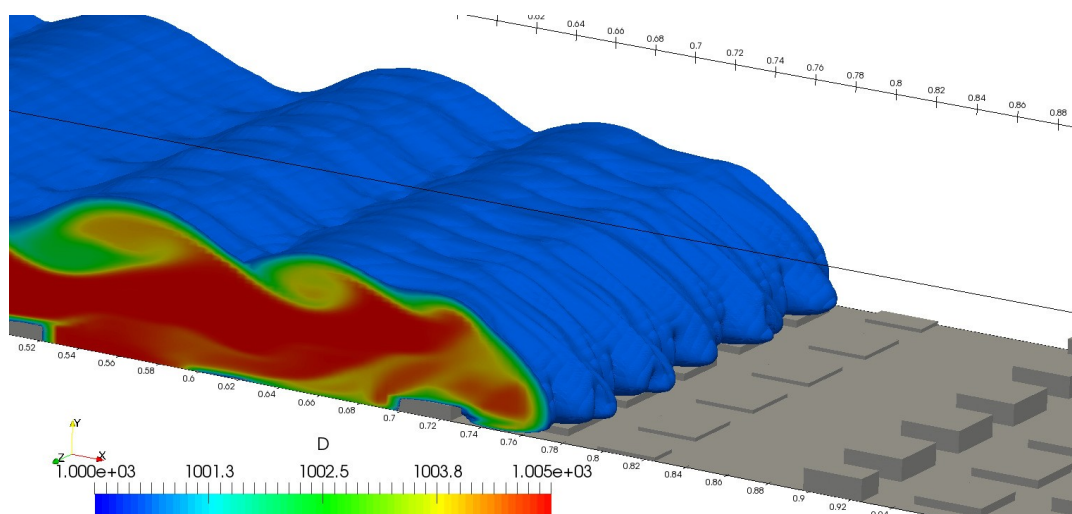


Figure 1: Simulation LES de la dynamique d'un courant de gravité sur fond rugueux, d'après Bhaganagar et Pillalamarri [6].

L'objectif de cette thèse est d'améliorer la compréhension du couplage particules/écoulement dans les courants de gravité en s'appuyant sur les techniques novatrices d'apprentissage profond [2]. Ce nouveau paradigme offert à la mécanique des fluides [3] sera au centre des deux axes développés dans cette thèse :

(i) Le perfectionnement de la métrologie des écoulements stratifiés reposant sur l'apprentissage profond afin de connaître le champ hydrodynamique à partir de la seule observation du champ de salinité (par technique d'atténuation lumineuse). L'idée principale est l'utilisation d'un modèle de réseau de neurones profond *informé par la physique* [4] dont la phase d'entraînement peut être réalisée sur une quantité de données réduite. Ici, les données seront issues d'un travail de thèse expérimental qui débutera en parallèle au LEMTA et complétées par des simulations numériques issues de codes existants. L'outil métrologique sera éprouvé sur le cas test documenté de « lock-exchange » en régime laminaire monophasique 2D et étendu à des configurations de complexité croissante (présence de phase solide, géométries complexes , 3D, ...).

(ii) Le développement d'un modèle neuronal de turbulence RANS (Reynolds-Averaged Navier-Stokes) pour les courants de gravités. Dans le cas de la turbulence homogène l'apprentissage profond a permis de surclasser les modèles RANS traditionnels [5] mais ne sont pas appliqués dans le cas des courants de gravité chargés en particules, c'est l'objectif de cet axe. Ce travail s'inscrit dans une collaboration avec Kiran Baghanagar de l'Université du Texas à San Antonio qui dispose d'une base de données initiale issue de simulations haute-fidélité [6] et nous envisagerons, pour enrichir ce jeu de données et ainsi améliorer l'expressivité du modèle neuronal, le recours aux réseaux génératifs par antagonisme (RGA). Un enjeu clé de cet axe est d'affiner la paramétrisation des processus sous-mailles impliqués dans le mélange turbulent et ainsi d'améliorer la compréhension de l'impact de ce dernier sur les écoulements naturels et industriels.

Profil du candidat :

- Titulaire d'un master (ou diplôme d'ingénieur) en mécanique ou mathématiques appliquées.
- Connaissances en programmation, python, tensorflow.
- Connaissances en mécanique des fluides.

Références :

- [1] Huppert H. E. (2006). Gravity currents: a personal perspective, *J. Fluid Mech.* 554 : 299-322
- [2] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- [3] Brunton, S. L., Noack, B. R., & Koumoutsakos, P. (2020). Machine learning for fluid mechanics. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 52, 477-508.
- [4] Raissi, M., Yazdani, A., & Karniadakis, G. E. (2020). Hidden fluid mechanics: Learning velocity and pressure fields from flow visualizations. *Science*, 367(6481), 1026-1030.
- [5] Wu, J. L., Xiao, H., & Paterson, E. (2018). Physics-informed machine learning approach for augmenting turbulence models: A comprehensive framework. *Physical Review Fluids*, 3(7), 074602.
- [6] Bhaganagar, K., & Pillalamarri, N. R. (2017). Lock-exchange release density currents over three-dimensional regular roughness elements. *Journal of Fluid Mechanics*, 832, 793-824.

