

Sujet de thèse

Apprentissage informé par la physique pour la résolution d'EDP : application à la sécurité incendie.

3 février 2025

Mots clés

Machine learning, statistiques, processus gaussiens, réseaux de neurones, inférence à grande échelle, analyse numérique

Résumé

De nouveaux développements en apprentissage statistique informé par la physique offrent des perspectives intéressantes pour la simulation numérique de phénomène physique. En particulier de nombreux travaux récents portant sur les réseaux de neurones à information physique (*physics-informed neural networks* ou PINNs) suggèrent que ces modèles pourraient être des substituts peu coûteux, utiles en complément des solveurs numériques d'équations aux dérivées partielles qui produisent des simulations très précises avec un temps d'exécution important.

D'autres travaux récents portent sur la modélisation par processus gaussien informée par la physique. Cette approche présente l'avantage d'être plus fondée théoriquement et pourrait faciliter la quantification de l'incertitude. En revanche, elle nécessite un temps de calcul important. L'exploration d'approximation pouvant passer à l'échelle est une piste de recherche importante, qui rejoint, en partie, d'autres axes de recherche sur la quantification d'incertitude des réseaux de neurones (voir, par exemple, les processus gaussiens profonds).

Thématique

Cette thèse s'inscrit dans le domaine de l'apprentissage automatique pour la résolution de systèmes d'équations aux dérivées partielles. Une attention particulière sera portée pour la quantification d'incertitude des solutions.

Domaine

Apprentissage automatique, quantification d'incertitude, simulation numérique.

Contexte

Pour ralentir la propagation du feu et protéger le public des fumées toxiques, les bâtiments (en particulier ceux recevant du public) doivent être équipés de systèmes de désenfumage capables d'évacuer la fumée dès le début d'incendie. La conformité d'un système de désenfumage est validée par un organisme agréé, dont la mission est de juger s'il répond à une liste prédéfinie d'objectifs de sécurité. Ces derniers sont généralement liés à la protection des personnes, par exemple en prenant en compte des grandeurs physiques telles que la température et le flux radiatif des fumées à hauteur d'homme.

Le but d'une étude de désenfumage est de valider si les objectifs de sécurité sont atteints, et si ce n'est pas le cas, de proposer des mesures correctives. L'atteinte des objectifs est jugée notamment en proposant et en simulant des scénarios d'incendie. Le [Laboratoire national de métrologie et d'essais \(LNE\)](#) fait parti des organismes accrédités à juger de la conformité d'un système de désenfumage. Ces études sont conduites par les ingénieurs du département de sécurité incendie du LNE, qui utilisent le simulateur numérique [Fire Dynamics Simulator \(FDS\)](#). Cet outil FDS permet de résoudre numériquement un cas particulier des équations de Navier-Stokes. En pratique, ce simulateur nécessite des calculs distribués pouvant durer jusqu'à plusieurs semaines, ce qui limite le nombre de scénarios pouvant être considérés.

Le développement de méthodes plus rapides faciliterait donc la conception de systèmes de sécurité incendie plus efficaces et accessibles, réduisant ainsi les risques pour le public. Par ailleurs, l'optimisation des ressources de calcul et la réduction des temps de simulation s'inscrivent dans une démarche de développement durable, en limitant la consommation énergétique liée aux calculs intensifs.

D'autres cas d'applications sont envisagées dans le domaine de l'imagerie médicale.

Méthode

Les développements récents dans l'intelligence artificiel (IA) offrent plusieurs pistes de recherche prometteuse. En particulier, en deep learning, des réseaux de neurones profonds peuvent être entraînés pour tenir compte des informations données par les équations physiques ([Raissi et al. 2019](#)).

D'autres méthodes sont également proposées, parmi lesquelles les approches dites à « noyau ». L'utilisation de méthodes à noyaux pour la résolution d'équations aux dérivées partielles linéaires est discutée dans la littérature depuis plusieurs décennies (see, e.g., [Franke & Schaback 1998](#)). Ce cadre présente d'une part l'avantage important d'une quantification d'incertitude naturelle grâce à l'interprétation bayésienne avec a priori gaussien mais, d'autre part, également l'inconvénient d'un temps de calcul potentiellement important. De nombreuses approches existent pour faciliter le passage à l'échelle des méthodes à noyaux.

La résolution d'équations aux dérivées partielles non-linéaires par méthode à noyau n'a été envisagée que récemment ([Tronarp et al. 2021](#), [Chen et al. 2021](#)). Contrairement au cas linéaire, il n'existe pas de méthode standard pour quantifier l'incertitude de ce type de prédiction. Le choix du noyau est un problème rarement soulevé par la littérature à notre connaissance.

Cette thèse propose de développer des méthodes de modélisation statistique informées par la physique. Le travail se concentrera autour des réseaux de neurones et des méthodes à noyaux. Une attention particulière sera portée aux développements d'outils pour la quantification d'incertitude de ces méthodes. Pour les méthodes à noyaux, une autre direction de recherche consistera à proposer des méthodes pouvant passer à l'échelle sur des cas pratiques. Il est important de noter que, réciproquement, certains modèles comme les processus gaussiens profonds (voir par exemple [Marmin & Filippone 2022](#)) peuvent également être vus comme des réseaux de neurones bayésiens, utilisés pour quantifier l'incertitude des réseaux de neurones.

Résultats attendus

Des développements méthodologiques et des contributions sur la compréhension des modèles à information physique sont attendus. D'une part, l'utilité de ce nouveau type de techniques doit encore être démontrée ([McGreivy & Hakim 2024](#)). D'autre part, plusieurs limitations des techniques proposées dans la littérature doivent être abordées. En particulier, les techniques proposées devront

être applicables à grande échelle, sur des cas réalistes, en simulation incendie ou dans le domaine médical.

Modalités d’encadrement, de suivi de la formation et d’avancement des recherches du doctorant

La thèse sera encadrée par Sébastien Marmin et Sébastien Petit, ingénieurs du département *Sciences des données et incertitudes* du LNE. Au L2S, la thèse sera suivie et dirigée par Xujia Zhu et Emmanuel Vazquez, respectivement.

Profil

Vous êtes diplômé d’un BAC+5 en statistiques ou en machine Learning. Des compétences en programmation, mathématiques appliquées et statistiques sont essentielles. Vous présentez une aptitude à travailler en équipe, une curiosité scientifique ainsi qu’une bonne capacité de synthèse.

Pour candidater, envoyez votre CV, LM et relevés de notes à

- sebastien.petit@lne.fr
- xujia.zhu@l2s.centralesupelec.fr
- emmanuel.vazquez@l2s.centralesupelec.fr
- recrut@lne.fr

en mentionnant en objet du mail la référence de l’offre (MB/THEDP/DMSI).

Références

- Chen, Y., Hosseini, B., Owhadi, H. & Stuart, A. M. (2021), ‘Solving and learning nonlinear PDEs with Gaussian processes’, *Journal of Computational Physics* **447**, 110668.
- Franke, C. & Schaback, R. (1998), ‘Solving partial differential equations by collocation using radial basis functions’, *Applied Mathematics and Computation* **93**(1), 73–82.
- Marmin, S. & Filippone, M. (2022), ‘Deep Gaussian Processes for Calibration of Computer Models (with Discussion)’, *Bayesian Analysis* **17**(4), 1301 – 1350.
- McGreivy, N. & Hakim, A. (2024), ‘Weak baselines and reporting biases lead to overoptimism in machine learning for fluid-related partial differential equations’, *Nature Machine Intelligence* pp. 1–14.
- Raissi, M., Perdikaris, P. & Karniadakis, G. E. (2019), ‘Physics-informed neural networks : A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations’, *Journal of Computational physics* **378**, 686–707.
- Tronarp, F., Särkkä, S. & Hennig, P. (2021), ‘Bayesian ODE solvers : the maximum a posteriori estimate’, *Statistics and Computing* **31**(3), 23.