



Département PRISME, 6 quai Watier - 78401 CHATOU CEDEX, +33 (1) 30 87 79 46

Sujet de stage de fin d'études / M2 - Année universitaire 2026/2027

Réduction de dimension de modèles physiques par dimension effective et indices de Shapley

Au sein d'EDF R&D, le département PRISME a pour mission de proposer des solutions innovantes pour une exploitation plus performante des différents moyens de production du groupe EDF : maîtrise des risques, amélioration de la sûreté, optimisation des performances technico-économiques, estimation de la durée de vie des matériels. Il contribue notamment au développement et à la diffusion de méthodes de traitement des incertitudes dans les outils de calcul scientifique. Un des objectifs est de développer la bibliothèque OpenTURNS [1] pour pouvoir mener les études d'ingénierie. Dans le cadre des études de sûreté et de performance industrielle (par exemple, des simulations 3D thermo-aérauliques avec Code_Saturne [2]), l'exploration de modèles numériques coûteux nécessite l'utilisation de métamodèles.

Réduction de dimension dans un modèle à variables indépendantes

En grande dimension (ex. $d = 17$ variables) et lorsque les interactions sont nombreuses et significatives, la différence entre l'indice de Sobol' total et l'indice du premier ordre ne suffit pas à identifier clairement les sous-groupes de variables influentes par leurs interactions. L'approche retenue consiste à calculer la **dimension effective** (au sens de la troncature ou de la superposition) [3]. Les méthodes classiques, fondées sur l'échantillonnage [4], s'avèrent trop coûteuses en grande dimension. La méthode du **chaos polynomial** consiste à approcher la réponse $Y = g(\mathbf{X}) \in \mathbb{R}$ d'un modèle par une combinaison linéaire de fonctions multidimensionnelles orthogonales par rapport à la loi du vecteur aléatoire d'entrée. L'objectif est d'utiliser directement la décomposition spectrale du chaos polynomial pour évaluer la dimension effective de manière analytique. Cette réduction permet d'isoler un sous-ensemble restreint de variables libres (ex. passage de 17 à 7 variables) tout en préservant plus de 95 % de la variance globale de la réponse.

Estimation d'indices de Shapley dans un modèle avec dépendance

Lorsque les paramètres d'entrée présentent une structure de dépendance (issue d'un calage ou d'une décomposition de Karhunen-Loève), la décomposition classique de la variance sur des bases orthogonales indépendantes n'est plus valide. Les **indices de Shapley** permettent une allocation équitable de la variance entre variables dépendantes [5]. Cependant, leur calcul usuel par échantillonnage Monte-Carlo est coûteux. Les méthodes connues sont limitées au cas indépendant [6]. Le stage vise à étendre la métamodélisation par chaos polynomial en présence

de dépendance en construisant des bases polynomiales orthogonales spécifiques afin d'estimer les indices de Shapley directement à partir du métamodèle [7].

Le candidat doit posséder de solides compétences en probabilités, statistiques et métamodélisation, ainsi qu'une bonne maîtrise du langage Python.

LIEU DU STAGE : EDF R&D, Département PRISME. EDF Lab Chatou, Yvelines (78) - Île-de-France

FORMATION SOUHAITÉE : École d'ingénieurs / Université

SPÉCIALITÉ : Mathématiques appliquées, statistiques

DURÉE : 6 mois à partir de mars 2027

CONTACTS : Michaël Baudin (michael.baudin@edf.fr), Pascal Borel (pascal.borel@edf.fr).

-
1. OpenTURNS: An industrial software for uncertainty quantification in simulation. Baudin, Dutfoy, Iooss, Popelin, Ghanem et al. (eds.), Handbook of Uncertainty Quantification. Springer. 2017 ↵
 2. Code_Saturne. <https://www.code-saturne.org/cms/web/> ↵
 3. Caflisch, R. E., Morokoff, W., & Owen, A. B. (1997). *Valuation of mortgage backed securities using Brownian bridges to reduce effective dimension*. Journal of Computational Finance, 1(1), 27-46. ↵
 4. Holtz, M. (2010). Sparse grid quadrature in high dimensions with applications in finance and insurance, volume 77. Springer Science & Business Media. ↵
 5. Da Veiga, S., Gamboa, F., Iooss, B., & Prieur, C. (2021). *Basics and trends in sensitivity analysis: Theory and practice in R*. SIAM. ↵
 6. Stein, A., & Singh, T. (2023). *Shapley effect estimation using polynomial chaos*. arXiv preprint arXiv:2301.04315. ↵
 7. Jakeman, J. D., Franzelin, F., Narayan, A., Eldred, M., & Pflüger, D. (2019). *Polynomial chaos expansions for dependent random variables*. CMAME, 351, 643-666. ↵