

Proposition de post-doctorat pour 2021 :

Métamodèle et optimisation sous incertitudes en grande dimension : Application aux études de sûreté sur les réacteurs à eau pressurisée

Durée du post-doc : 12 mois (renouvelables)

Localisation : Laboratoire d'Etudes et Modélisations des Systèmes (appartenant à la Direction des Energies du CEA), CEA de Cadarache, 13108 Saint Paul Lez Durance

Encadrants principaux : Amandine MARREL (CEA), V. Chabridon (EDF R&D)

Description du sujet

Dans le cadre des études de scénarios accidentels sur les réacteurs à eau pressurisée, EDF et le CEA collaborent pour le développement de méthodologies innovantes permettant de prendre en compte les incertitudes en entrée des modèles utilisés. On s'intéresse ici plus particulièrement à l'étude de l'accident de perte de réfrigérant primaire par brèche intermédiaire (APRP-BI). La méthode CATHSBI (CATHare Statistique Brèche Intermédiaire), actuellement utilisée, repose sur une évaluation de l'incertitude de calcul du Pic de Température de Gaine (PTG) associée aux incertitudes des différents paramètres d'entrée des calculs thermo-hydrauliques simulant le scénario accidentel. La première étape de la méthodologie consiste à identifier les valeurs pénalisantes d'une dizaine de paramètres scénario, sous l'incertitude des autres paramètres d'entrée incertains. « Pénalisante » fait ici référence au non-respect de critères de sûreté, en l'occurrence « PTG supérieur à une certaine valeur seuil ». **Les paramètres incertains étant en très grand nombre (de l'ordre de 150) et le nombre de simulations du modèle étant limité (environ un millier), la résolution de ce problème d'inversion sous incertitudes nécessite le déploiement de méthodes statistiques avancées.**

Pour cela, une première méthode (*the ICSCREAM methodology*) a été développée : à partir d'un ensemble de simulations du modèle thermo-hydraulique, une analyse de sensibilité globale (mesures de dépendance et tests statistiques associés) est réalisée, permettant une réduction de la dimension (*screening*) et un classement des variables (*ranking*). S'appuyant sur ces résultats, un métamodèle de type processus gaussien (modèle d'apprentissage statistique) est construit séquentiellement et est ensuite utilisé pour rechercher les configurations les plus pénalisantes. Pour cette dernière phase, un critère à optimiser est défini et une optimisation sous incertitudes est réalisée à partir du métamodèle probabiliste.

L'objectif du post-doc sera d'améliorer certains points méthodologiques pour permettre une application plus large et plus robuste de la méthode.

Plus particulièrement, il s'agira dans un premier temps d'améliorer la construction du métamodèle et de la rendre plus rapide, compte tenu de la dimension des entrées et du nombre de simulations. La méthode actuelle présente en effet l'inconvénient de supprimer définitivement les entrées non sélectionnées et de réduire le sous-espace « effectif ou actif » à un sous-ensemble d'entrées. Pour capturer un sous-espace plus complexe mais aussi potentiellement de dimension inférieure, des méthodes d'apprentissage automatique dédiées à la sélection de *features* (régression HSIC Lasso, e.g.) combinées à des transformations judicieuses des entrées pourront être étudiées.

L'évaluation de la qualité et de la prédictivité du métamodèle sur l'ensemble du domaine et dans les zones pénalisantes mériterait aussi d'être approfondie. De plus, des stratégies de planification séquentielle pour réduire les incertitudes de prédiction du modèle pourront être adaptées à la grande dimension.

Enfin, dans la phase de propagation des incertitudes, des critères et outils statistiques pourront être développés pour sélectionner les paramètres et leurs interactions les plus influentes sur les zones pénalisantes afin d'améliorer et rendre plus efficace la dernière étape d'optimisation sous incertitudes (identification des valeurs pénalisantes des paramètres). Plus précisément, le calcul du critère à optimiser pourra être accéléré en raffinant sur les variables et interactions les plus influentes (dans la zone pénalisante). Pour améliorer la robustesse des résultats, l'optimisation pourra aussi être judicieusement régularisée ; une approche Bayésienne pourra être considérée en recherchant la loi *a posteriori* des paramètres (à pénaliser) conditionnellement au dépassement du critère de sûreté.

[Domaine et Projet](#)

Ce post-doctorat est réalisé dans le cadre du **projet ANR SAMOURAI** dont l'objectif est le développement de méthodologies mathématiques et statistiques avancées pour l'optimisation et la propagation des incertitudes, en support à la simulation numérique. Ce projet implique des partenaires industriels (EDF, IFPEN, Safran et CEA) et académiques (CentraleSupélec, EMSE, Polytechnique Montréal). **Le post-doctorat sera co-encadré par les équipes d'EDF R&D et sera réalisé en interaction étroite avec les autres partenaires.**

[Compétences requises](#)

Thèse en probabilités/statistiques, compétence en programmation (R et/ou Python) et goût pour les applications physiques.

[Contact](#)

Amandine MARREL, CEA Cadarache, CEA/IRESNE/DER/SESI/LEMS, 13108 Saint-Paul-lez-Durance.

Email : [amandine.marrel \[at\] cea.fr](mailto:amandine.marrel@cea.fr)

[Références bibliographiques](#)

Bertsimas D., Brown D. B., Caramanis C. (2011), Theory and Applications of Robust Optimization, SIAM Review, 53(3):464-501.

Beyer H.-G., Sendhoff B. (2007), Robust optimization – A comprehensive survey, Comput. Methods Appl. Mech Engrg., 196:3190-3218.

Chevalier C., Bect J., Ginsbourger D., Vazquez E., Picheny V., Richet Y. (2014), Fast parallel kriging-based stepwise uncertainty reduction with application to the identification of an excursion set, Technometrics, 56(4):455-465.

Marrel, A., Iooss, B., and Chabridon, V. (2020). Statistical identification of penalizing configurations in high-dimensional thermalhydraulic numerical experiments: the ICSCREAM methodology. BEPU 2021 - Preprint hal-02535146.

Villemonteix J., Vazquez E., Walter E. (2009), An informational approach to the global optimization of expensive-to-evaluate functions, J Global Optim, 44:509-534.

Yamada, M. and Jitkrittum, W. and Sigal, L. and Xing, E. and Sugiyama, M. (2014), High-Dimensional Feature Selection by Feature-Wise Kernelized Lasso, Neural Computation, 26:185-207.