

## ANNÉE SCOLAIRE 2020-2021

### DEFINITION DES OBJECTIFS ET PROGRAMME PEDAGOGIQUE

**Intitulé du stage :**

Passage à l'échelle et accélération de réseaux de neurones convolutionnels sur nuages de points 3D – Application aux simulations de mécanique des fluides industrielles

**Contexte :**

Dans le domaine industriel, les codes de simulation numérique de mécanique des fluides sont désormais un outil indispensable pour la conception de systèmes complexes, en particulier les modules de réacteurs d'avions ou d'hélicoptères. De telles simulations sont par exemple utilisées pour évaluer les performances aérodynamiques d'un composant tel qu'une aube de turbine.

Quand un ingénieur conçoit une pièce, il cherche à optimiser certains critères comme le rapport portance sur traînée pour une aile d'avion. Pour ce faire il propose une forme d'aile puis lance une simulation d'écoulement autour de cette forme pour obtenir une estimation du critère à optimiser, puis il modifie la géométrie pour essayer d'améliorer la pièce, et ainsi de suite, lors d'un processus itératif d'optimisation. Mais les simulations 3D peuvent durer plusieurs heures, ce qui ralentit fortement le processus d'optimisation et réduit l'étendue de l'espace de recherche.

Depuis plusieurs années, les approches d'optimisation assistée par surfaces de réponse permettent de répondre partiellement à ces difficultés : une fois la paramétrisation du problème choisie (e.g. des paramètres permettant de modifier la forme d'un aubage), un plan d'expériences de simulations est lancé et une première surface de réponse est construite. La surface de réponse est ensuite utilisée dans une procédure séquentielle pour la raffiner dans les régions d'intérêt pour l'optimisation. Cependant ce type de méthodologie admet deux limitations intrinsèques : 1) elles nécessitent un long de travail de paramétrisation 2) elles souffrent grandement du fléau de la dimension, i.e. la taille des problèmes considérés est généralement limitée (autour de 15-20 paramètres). Des extensions existent pour monter en dimension mais elles ne sont pas toujours efficaces.

Récemment, les méthodes d'apprentissage profond (CNN et GAN) ont été utilisées pour prédire la sortie d'une simulation CFD à partir de la géométrie de l'objet que l'on cherche à optimiser. Cependant ces méthodes se limitent pour la plupart à des géométries décrites sous formes de données structurées (images en 2D ou grilles voxeliques en 3D) [1.] [2.], et à des résolutions très basses. À l'exception de [3.], qui prend en entrée un maillage de la géométrie et prédit des grandeurs d'intérêt ou des champs (de pression, température...) sur la surface grâce à des convolutions géodésiques sur graphes. Cependant ces méthodes fonctionnent sur des maillages relativement légers, alors que les maillages industriels peuvent contenir des millions de mailles. Pour une application en contexte industriel, il est donc crucial d'accélérer ces réseaux convolutionnels sur graphes ou nuages de points.

Ce problème s'approche de celui rencontré pour les applications de reconnaissance d'images sur smartphone ou tablette grâce à des réseaux convolutionnels 2D. En effet ces appareils disposent de peu de puissance de calcul et de mémoire, ce qui a poussé les chercheurs à développer des méthodes d'accélération et de réduction de ces réseaux. Les différentes approches peuvent se décomposer en : 1) la factorisation de noyaux de convolution [4.] 2) la compression de réseau [5.] (quantification des poids, suppression de connexions...) 3) l'utilisation de structures de données plus appropriées (par exemple des grilles éparées comme l'octree [6.] pour traiter les nuages de points éparées).

**Objectifs :**

L'étude vise tout d'abord à étudier la bibliographie disponible d'un côté sur l'accélération de réseaux convolutionnels et d'un autre sur les réseaux convolutionnels sur nuages de points 3D. En parallèle, un jeu de données de simulation CFD 3D sur des variations géométriques d'une aube de turbine sera réalisée grâce aux codes de simulation de Safran.

Dans un premier temps, les approches identifiées dans la bibliographie seront comparées sur des jeux de données simplifiées. Puis les plus prometteuses seront transférées au réseaux convolutionnels sur nuages de points pour être évaluées sur le jeu de données 3D. Enfin, si l'avancement sur les premières tâches le permet, des structures plus adaptées aux nuages de points comme les octrees pourront être testées.

**Missions détaillées :**

Le stage se décomposera selon les étapes suivantes :

- Bibliographie sur l'accélération de réseaux convolutionnels et sur les réseaux à points,
- Création, en parallèle, d'un jeu de données de simulations CFD 3D,
- Développement de codes de calcul implémentant certaines des méthodes publiées (Python, PyTorch),
- Benchmark sur nos applications en mécanique fluide,
- Premier démonstrateur pour les équipes métiers

**Bibliographie :**

- [1.] Guo, X., Li, W., & Iorio, F. (2016, August). Convolutional neural networks for steady flow approximation. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 481-490). ACM.
- [2.] Farimani, A. B., Gomes, J., & Pande, V. S. (2017). Deep learning the physics of transport phenomena. *arXiv preprint arXiv:1709.02432*.
- [3.] Baque, P., Remelli, E., Fleuret, F., & Fua, P. (2018, July). Geodesic Convolutional Shape Optimization. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 481-490).
- [4.] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4510-4520).
- [5.] Han, S., Mao, H., & Dally, W. J. (2015). Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and huffman coding. *arXiv preprint arXiv:1510.00149*.
- [6.] Wang, P. S., Sun, C. Y., Liu, Y., & Tong, X. (2018, December). Adaptive O-CNN: a patch-based deep representation of 3D shapes. In *SIGGRAPH Asia 2018 Technical Papers* (p. 217). ACM.

**PROFIL DU STAGIAIRE****Formation :**

- Ecole d'ingénieur option Mathématiques Appliquées ou M2 Mathématiques Appliquées

**Langues :**

- Français
- Anglais

**Spécialités :**

- Deep Learning / Machine Learning / Calcul Temps-Réel

**INFORMATIONS COMPLEMENTAIRES**

Nom du Tuteur de stage : ROYNARD Xavier & DA VEIGA Sébastien  
[xavier.roynard@safrangroup.com](mailto:xavier.roynard@safrangroup.com) / [sebastien.da-veiga@safrangroup.com](mailto:sebastien.da-veiga@safrangroup.com)

Site : Safran Tech, Magny-les-Hameaux

Dates et durée du stage : Démarrage Mars-Avril 2021 / 5-6 mois