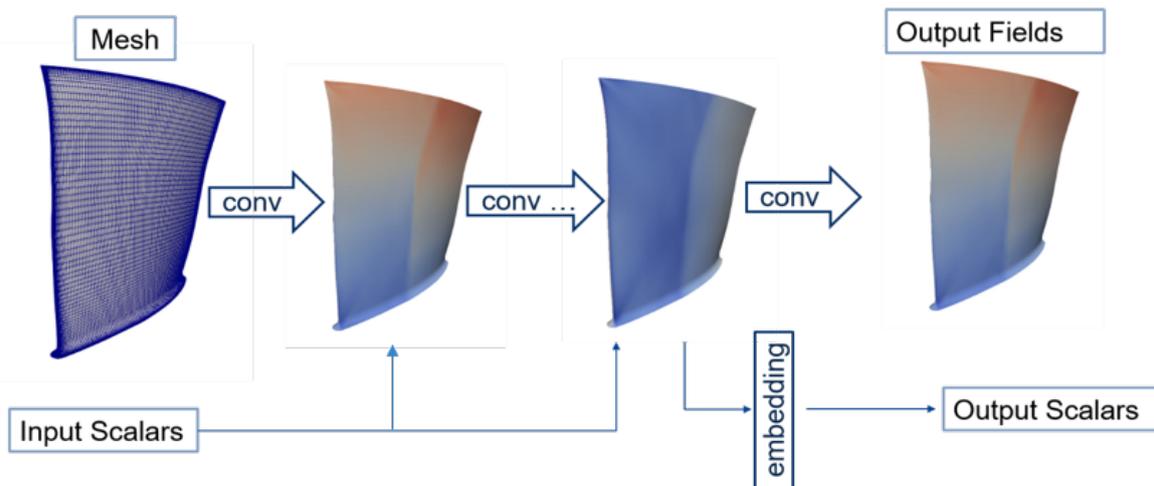


## General information

Where	Safran Chateaufort, Ile de France
Start	February-April
Duration	5-6 months
Candidate	BAC+5
Fields	Math and Algorithms
Apply	<a href="http://www.safran-group.com">www.safran-group.com</a>

english version below



## Modèles génératifs pour la représentation latente d'aubes 3D sous forme de maillages non-structures

### Contexte

Dans le domaine industriel, les codes de simulation numérique 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. En partant d'une géométrie de nominale, dans la phase d'optimisation, la pièce est progressivement modifiée afin d'optimiser certaines quantités d'intérêt. Malheureusement, ce processus de conception itératif présente deux limites :

1. le coût de calcul d'une simulation numérique est lourd, plusieurs heures sont nécessaires pour un seul calcul,
2. le nombre de degrés de liberté pour la géométrie d'un profil complexe discrétisée avec un maillage non structuré est important, ce qui rend impossible l'exploration complète de l'espace de recherche de la solution optimale.

Les approches d'optimisation assistées par surfaces de réponse permettent de répondre partiellement à ces difficultés. Cependant cette stratégie admet deux limitations intrinsèques i) elles nécessitent un long de travail de paramétrisation, ii) elles souffrent grandement du fléau

de la dimension, i.e. la taille des problèmes considérés est généralement limitée. En particulier, une représentation latente parcimonieuse de la géométrie faciliterait l'exploration de l'espace de recherche et l'utilisation de métamodèles classiques pour la prédiction des quantités d'intérêt.

Récemment, les modèles génératifs profonds comme les Variational Auto Encoders (VAEs) [4] ou les Generative Adversarial Networks (GANs) [1] ont été appliqués avec succès à des données structurées (typiquement des images). Ceux-ci permettent de construire un espace latent représentatif d'un jeu de données donné et de générer de nouveaux échantillons qui partagent des caractéristiques importantes du jeu de données d'entraînement. Cependant, dans le cas de la simulation numérique, les données prennent souvent la forme de graphes en raison de l'utilisation de maillages pour représenter les surfaces pièces à concevoir. Dans le contexte d'une application industrielle, il est donc crucial d'adapter les modèles susmentionnés afin de pouvoir utiliser des données non structurées en entrée. Les réseaux de neurones sur graphes [7] permettent de traiter des données non structurées telles que des maillages ou des nuages de points. Différentes solutions pour ont été proposées dans la littérature pour réaliser des convolutions et agrégations sur graphes ou nuages de points. Cependant, peu d'entre elles conviennent à l'application des réseaux sur graphes sur des données générées par des simulations numériques.

Le but de ce stage est d'évaluer le potentiel de ces nouvelles méthodes sur des jeux de données réalisés en internes et représentatifs pour Safran. Et éventuellement de proposer des améliorations spécifiques aux maillages utilisés en simulations numériques.

## Objectifs

L'étude vise tout d'abord à étudier la bibliographie disponible d'un côté sur les modèles génératifs et d'un autre sur les réseaux convolutionnels sur graphes. L'objectif est, dans une première phase, de faire un benchmark des différentes solutions de modèles génératifs sur graphe de type VAE [2] et GAN [5] afin de créer une représentation latente des géométries d'aubes 3D. Pour cela un dataset avec quelques milliers d'échantillons d'aubes 3D et leurs performances aérodynamique est disponible à Safran. Le modèle résultant sera ensuite testé pour générer de nouvelles géométries et pour prédire les quantités d'intérêt par le biais de métamodèles classiques. Enfin, si l'avancement sur les premières tâches le permet, d'autres modèles génératifs peuvent être considérés comme le Normalizing Flows [3] ou les Latent Diffusion Models [6].

## Missions détaillées

Le stage se décomposera selon les étapes suivantes :

- Bibliographie sur les modèles génératifs de graphes et/ou nuages de points
- Sélectionner et implémenter des modèles génératifs (PyTorch ou JAX)
- Prise en main d'un jeu de données de simulations CFD 3D
- Construire des représentations latentes pertinentes pour les géométries 3D (aubes)
- Rédaction et présentation des résultats

# Generative models for latent representation of 3D blades discretized with non-structured grids

## Context

Nowadays, in industrial applications, numerical simulation codes are an important tool for the design of complex components, in particular aircraft or helicopter engine modules. Such simulations are used, for example, to evaluate the aerodynamic performance of a component such as a turbine blade. Starting from a nominal geometry, in the optimization stage, the component is progressively modified to optimize certain quantities of interest. Unfortunately, this iterative design process has two limitations:

1. the computational cost of a numerical simulation is high, a single simulation might require several hours,
2. the number of degrees of freedom defining the geometry of a complex profile discretized with an unstructured mesh is large. A full exploration of the search space to achieve the optimal solution is then impossible.

Optimization approaches based on response surfaces can partially address these difficulties. However, this strategy admits two intrinsic limitations i) they require a long parametrization work, ii) they suffer from the curse of dimensionality, i.e. the size of the considered problems is generally limited. In particular, a parsimonious latent representation of the geometry would facilitate the exploration of the search space and the use of classical metamodels for the prediction of the quantities of interest.

Recently, deep generative models such as Variational Auto Encoders (VAEs) [4] or Generative Adversarial Networks (GANs) [1] have been successfully applied to structured data (e.g. images). These allow to build a latent space representative of a given dataset and to generate new samples that share important features of the training dataset. However, in the case of numerical simulation, the data often takes the form of graphs due to the use of meshes defining the component surfaces. In the context of an industrial application, it is therefore crucial to adapt the above-mentioned models such that unstructured data can be used as input. Neural networks on graphs [7] allow to process unstructured data such as meshes or point clouds. Different solutions have been proposed in the literature to perform convolutions and aggregations on graphs or point clouds. However, few of them are suitable for the application on non-structured data generated by numerical simulations.

The aim of this internship is to evaluate the potential of these new methods on internal non-structured data and representative for Safran applications. The idea is to propose ad-hoc GNN improvements to leverage meshes used in numerical simulations.

## Objectives

First of all a bibliography study on the available solutions in literature for generative models and graph convolutional networks will be carried out. The goal is to make a benchmark of the various solutions of generative models on graph like VAE [2] and GAN [5]. The idea is to create a latent representation of the geometries of 3D blades. For this purpose, a dataset with a few thousand samples of 3D blades and their aerodynamic performances is available at Safran. The resulting model will then be tested to generate new geometries and to predict the quantities of interest through classical metamodels. Finally, according to the progress in the internship work, other generative models can be considered such as the Normalizing Flows [3] or the Latent Diffusion Models [6].

## Mission details

The internship will consist of the following steps:

- Bibliography on generative models of graphs and/or point clouds
- Implementation of generative models (PyTorch ou JAX)
- Analysis of a 3D CFD simulation dataset
- Retrieving the latent representations for 3D geometries (blades)
- Drafting and presentation of the results

## References

- [1] Ian Goodfellow et al. “Generative adversarial networks”. In: *Communications of the ACM* 63.11 (2020), pp. 139–144.
- [2] Thomas N Kipf and Max Welling. “Variational graph auto-encoders”. In: *arXiv preprint arXiv:1611.07308* (2016).
- [3] Ivan Kobyzev, Simon JD Prince, and Marcus A Brubaker. “Normalizing flows: An introduction and review of current methods”. In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 43.11 (2020), pp. 3964–3979.
- [4] Yunchen Pu et al. “Variational autoencoder for deep learning of images, labels and captions”. In: *Advances in neural information processing systems* 29 (2016).
- [5] Dong Wook Shu, Sung Woo Park, and Junseok Kwon. “3d point cloud generative adversarial network based on tree structured graph convolutions”. In: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. 2019, pp. 3859–3868.
- [6] Yang Song and Stefano Ermon. “Generative modeling by estimating gradients of the data distribution”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 32 (2019).
- [7] Zonghan Wu et al. “A comprehensive survey on graph neural networks”. In: *IEEE transactions on neural networks and learning systems* 32.1 (2020), pp. 4–24.