



Développement de méthodes pour l'analyse de sensibilité de modèles gouvernés par des processus stochastiques.

Rapport de stage SIGMA+

présenté par:

Kristof Attila Simady



Entreprise : **PHIMECA**

Tuteur stage:
Antoine DUMAS

Tuteur école:
Nicolas GAYTON,
Michel DREAN

Date: 11 Février 2021

Contents

1 Recherche bibliographique, premières approches et applications au modèle d'étude - 5 premier mois	5
1.1 Introduction	5
1.2 Recherche bibliographique	5
1.2.1 Cadre et outils de travail	7
1.3 Analyse de la problématique, premier tests et prise en main des outils	7
1.3.1 Mission confiée et tâches associées	7
1.3.2 Prise en main d'openTURNS et de la théorie sur les processus stochastiques	7
1.4 Création d'un modèle d'analyse simple, développement des premiers codes	10
1.4.1 Modèle éléments finis simple	10
1.4.2 Recherche méthodologique et premier codes	11
1.4.3 Première application sur le modèle éléments finis	13
1.4.4 Applications de méthodes récentes d'analyse de sensibilité sur le modèle	14
1.4.5 Interprétation et mise en application du papier: "Time-variant global reliability sensitivity analysis of structures with both input random variables and stochastic processes"	15
1.5 Application au modèle NASTRAN d'échangeur thermique	23
1.5.1 Définition et analyse de la problématique	23
1.5.2 Mise en place de la méthodologie	25
1.5.3 Application de la méthode de la déformation modale métrique pilotée par champ stochastique sur un modèle Simcenter 3D Nastran	30
1.5.4 Commentaires et mise en contexte	32
1.6 Bilan intermédiaire	32
2 Intégration des méthodes dans l'environnement d'openTURNS, analyse statistique du modèle de Matérn et de la décomposition de Karhunen Loève, et analyse de sensibilité par métamodèle. 5 derniers mois de stage	33
2.1 Intégration dans openTURNS	33
2.1.1 Spécifications pour l'intégration dans openTURNS	33
2.1.2 Astuces employées pour l'intégration	33
2.1.3 Présentation devant le comité d'openTURNS	36
2.2 Analyse plus détaillée du lien entre paramètres des champs stochastiques et indices de Sobol, et introduction d'un métamodèle par Krigeage.'	37
2.2.1 Analyse du modèle de Matérn	37
2.2.2 Interaction entre la modélisation de Matérn et la décomposition de Karhunen-Loève	39
2.2.3 Interaction entre les paramètres des variables aléatoires et indices de Sobol', et analyse de sensibilité par création de métamodèle	42
3 Conclusions	48

Avant propos

Le cadre d'étude offert par SIGMA Clermont a donné la possibilité d'effectuer une année supplémentaire de stages pour étoffer nos connaissances scientifiques et techniques et découvrir le monde industriel comme des cultures étrangères. De par mon appétence pour la recherche et l'informatique, j'ai eu la chance de pouvoir venir effectuer mon stage au sein de l'entreprise **PHIMECA**, située à Clermont-Ferrand, et depuis longtemps en partenariat avec SIGMA.

Il aura été l'occasion pour moi de développer un ensemble de savoir pointus sur l'analyse fiabiliste et les différents outils employés, tout comme d'avoir pu travailler sur un projet de recherche industriel complexe et s'étalant sur une multitude de domaines scientifiques. En plus d'avoir pu me servir des connaissances acquises au cours de ma formation, et approfondir ces dernières, l'utilisation de l'outil informatique et son harmonisation avec les méthodes d'analyse a permis d'acquérir de la fluidité de travail et d'ouvrir l'accès à un grand nombre d'outils, puisque plus on travaille avec des outils informatiques différents, plus l'acquisition d'une nouvelle compétence informatique devient rapide et peu coûteuse en énergie.

Bien sur, tout cela n'aurait pas été possible sans le cadre offert par Phimeca et la liberté d'action dont on jouit en travaillant ici. En effet, bien qu'ayant un sujet assez défini, la responsabilité quant à l'avancement sur le projet, ou encore le choix des outils à utiliser et la méthodologie à employer était des choix à faire soi même. Ce type de liberté d'action implique d'avoir suffisamment de connaissances pour envisager les différentes méthodes de résolution possibles et parvenir à choisir la bonne, et cela implique encore plus d'arriver à rapidement se familiariser seul avec un outil ou domaine de recherche et acquérir suffisamment d'informations sur celui-ci pour parvenir soit à l'employer, soit à juger de sa pertinence dans le projet.

En plus de ce cadre de travail et ce projet formateur, l'ambiance agréable au sein de **PHIMECA** et la présence d'une équipe assez jeune ont rendu ce stage très agréable et motivant.

Je souhaite donc avant tout remercier Mr. Nicolas GAYTON, qui a rendu ce stage possible grâce à ses nombreuses années d'échange et de collaboration avec **PHIMECA**, et la confiance qu'il a porté en mes capacités à évoluer dans ce milieu de travail et m'avoir proposé en tant que stagiaire.

Je souhaite ensuite remercier Mr. Antoine DUMAS, mon tuteur et responsable de l'équipe FIC (Fiabilité Incertitudes Cournon), qui a su trouver un sujet de stage intéressant et formateur, me mettre sur les bonnes pistes dès que des difficultés apparaissaient et qui a su enfin m'accorder suffisamment de confiance pour aller représenter l'implication de **PHIMECA** dans ce projet face aux autres acteurs impliqués.

Mes remerciements vont ensuite à Mr. Thierry YALAMAS, qui a su m'introduire à l'équipe et la philosophie d'entreprise, et qui a veillé à ce que l'ambiance de travail soit toujours la plus propice aux idées innovatrices et à l'épanouissement de

chacun, même dans le cas de force majeure qu'a été cette épidémie de COVID-19.

Je remercie enfin le reste de l'équipe, Oussama B., Fabien T., Julien S., Marc G., Rémi P., Guillaume G., Céline D., Nathalie G., et tout les autres qui ont contribué à la bonne ambiance au sein de Phimeca, ont aidé dans le cadre du projet et ont partagé leur expérience.

Note: Ce document est autant un rapport de stage qu'une note à qui voudrait se servir des différentes méthodes explorées et codes développés.

1 Recherche bibliographique, premières approches et applications au modèle d'étude - 5 premier mois

1.1 Introduction

Dans le cadre d'analyse probabiliste et fiabiliste, il est d'usage d'effectuer des analyses de sensibilité sur une ou plusieurs grandeurs d'intérêt, grâce à divers moyens comme les indices de Sobol' ou les analyses de corrélation.

Ces analyses sont néanmoins souvent cantonnées à des modèles n'ayant en sortie et entrée que des grandeurs scalaires, pour lesquelles de nombreuses méthodes existent dans la littérature.

L'objectif du travail présenté ici, est d'effectuer ce type d'analyse sur des modèles ayant en entrée plusieurs champs aléatoires et des variables aléatoires scalaires et en sortie aussi des champs et grandeurs scalaires.

Pour compléter cela, il était bien sûr aussi demandé de d'abord créer un modèle simple gouverné par des champs stochastiques et de faire de l'analyse de sensibilité sur ce modèle.

Il sera d'abord présenté différentes méthodes présentes dans la littérature, avec leurs potentiels avantages et défauts.

Cette approche de l'analyse de sensibilité nous renvoie aussi sur des champs de recherche bien différents, car les méthodes peuvent autant venir du champ de la mécanique que de la géologie ou l'étude environnementale.

1.2 Recherche bibliographique

Ce travail de recherche a été l'occasion de parcourir un grand nombre de travaux, liés de plus ou moins loin à l'analyse de sensibilité sur des processus gaussiens, tout comme des travaux permettant de lier les champs stochastiques à des déformations mécaniques réalistes.

On notera notamment les travaux de [Lilburne and Tarantola, 2009] qui donnent dans leur travail un état de l'art complet sur une partie des méthodes pour l'analyse de sensibilité de modèles spatialement corrélés. Ils font état notamment des difficultés d'analyse des processus stochastiques puisque leur présence implique généralement la présence de modèles complexes ayant un coût de calcul important, rendant difficile l'utilisation de techniques tel que Monte-Carlo. Dans leur travaux ils expliquent que sur des modèles ayant une sortie spatialement corrélée les analyses se font soit sur une grandeur scalaire extraite, tel qu'une probabilité de défaillance, soit sur chaque élément unitaire de la sortie. Dans les méthodes à l'époque existantes on retrouve :

- Dans une méthode par **Saltelli** en 2000, une approche par Monte-Carlo est proposée, directement sur les champs stochastiques sans représentation intermédiaire, mais cette procédure est longue et nécessite de nombreux calculs lourds et complexes. De plus cette méthode a certaines limites conceptuelles à l'analyse de sensibilité sur des modèles spatiaux, notamment la satisfaction de critères mathématiques pour l'application de certaines méthodes d'analyse de sensibilité, la difficulté conceptuelle d'étudier un champ avec une représentation non scalaire, et la difficulté de simuler des entrées auto-correlées et étudier les effets des structures spatiales.

- La méthode **OAT** (One at the Time - *trad* : un à la fois), où on va faire varier individuellement les différentes entrées du modèles d'une certaine quantité définie et observer l'effet sur la sortie du modèle. Cette méthode est néanmoins peu précise et ne permet que de trouver des solutions locales.
- Une méthode par **Kioutsioukis** en 2004 propose quant à elle de modéliser le champs par certains paramètres statistiques scalaires et travailler par l'intermédiaire de cette représentation. Cette méthode ne fonctionne néanmoins que sur les champs très réguliers.

Ils explorent aussi l'utilisation des différentes méthodes d'échantillonnage (LHS, Winding Stairs, ...) et leurs applications pour les analyses de sensibilité.

Pour l'analyse de sensibilité sur processus stochastique, d'autres techniques plus récentes ont vu le jour, et ce sont ces dernières que nous avons explorés en premier. Notamment les travaux de [Wei et al., 2017] sur l'analyse de sensibilité de structures ayant en entrée des variables aléatoires et processus stochastiques variant dans le temps, qui utilise la décomposition de Karhunen-Loève pour créer une représentation intermédiaire du processus stochastique. C'est ce papier qui a servi comme base pour ce projet et qui va être exploré plus en profondeur par la suite. D'autres méthodes comme celle de [Pronzato, 2019] développent un métamodèle mathématique aussi basé sur la décomposition de Karhunen-Loève entre l'entrée et sortie d'un modèle gouverné par des champs stochastiques, mais son implémentation était trop complexe pour être étudié ici.

Comme les études faites chez Phimeca sont souvent effectués sur des pièces mécaniques, leur modélisation se fait généralement par éléments finis et les simulations se font aussi généralement dans un espace discret. Ceci nécessite de trouver des manières de lier des champs spatialement corrélés aux incertitudes de la pièce, que ce soit au niveau des actions qui s'effectuent sur elles tout comme sur les incertitudes géométriques et les propriétés mécaniques. Différents papiers traitent de ce sujet, notamment le travail par [Shang and Yun, 2013] qui présentent une manière d'inclure des incertitudes mécaniques stochastiques dans des modèles éléments finis dans le logiciel Abaqus.

Dans ce travail ils utilisent la représentation de Karhunen-Loève et un échantillonnage par hypercube-latin sur la représentation scalaire intermédiaire pour explorer l'ensemble des valeurs prises par le champ. Ils détaillent aussi une méthode pour parvenir à correctement interpoler les valeurs du champ stochastique et le maillage en éléments finis. Cette méthode a été partiellement explorée lors de l'application sur un modèle simple, mais elle atteint néanmoins ses limites lorsqu'on essaye de déformer des pièces complexes ou il existe un à-priori sur les déformations possibles de la pièce.

Une réponse à cette difficulté a été le travail de thèse de [Goka, 2019], qui dans sa thèse a développé une manière d'effectuer des analyses de tolérances sur des systèmes complexes en modélisant de manière réaliste les imperfections de fabrication des pièces et rendre plus robuste les analyses de tolérances. La méthode utilisée impliquait de diviser les imperfections d'une pièce en une somme de déformations élémentaires dépendantes de la géométrie de la pièce. La déformation se contrôle ensuite grâce à une fonction modale qui par un coefficient détermine l'amplitude de la déformation élémentaire à un point donné de la pièce.

Pour compléter la partie théorique de ce travail, une étude par [Dumas, 2017] a été utilisée comme référence sur les différents estimateurs de Sobol', qui explore l'influence des différents estimateurs sur le calcul et la précision de l'indice de Sobol'.

1.2.1 Cadre et outils de travail

Étant donné que les missions d'analyse de sensibilité et d'incertitudes se font classiquement en se basant sur la bibliothèque *openTURNS* développé par PHIMECA, le choix a été fait d'adapter des techniques de recherche et méthodes déjà existantes dans l'API au problème étudié.

L'ensemble des codes ont été écrits dans le langage *Python*, en se servant majoritairement des bibliothèques à caractère scientifique (*SciPy*, *NumPy*) et la bibliothèque développée en partie par **PHIMECA** : *openTURNS* (*open treatment of Uncertainties and Risk & Statistics*)[Michaël Baudin and Popelin, 2015]. **PHIMECA** a fourni un poste de travail Linux, tout comme un accès au serveur de calcul pour les modèles un peu plus conséquents.

1.3 Analyse de la problématique, premier tests et prise en main des outils

1.3.1 Mission confiée et tâches associées

L'objectif du stage était de développer une méthodologie pour l'analyse de sensibilité sur des modèles gouvernés par des champs aléatoires (Champs Stochastiques) et des variables aléatoires, et qui en sortie sont aussi représentables par une collection de champs et variables aléatoires.

Plus spécifiquement, cette méthodologie était à appliquer à un modèle d'échangeur de chaleur air-air commercialisé par **LIEBHERR** et utilisé pour la régulation thermique de l'air ambiant dans les avions de ligne.

Comme la mission confiée au sein de **PHIMECA** se rapprochait d'un travail de recherche, celui-ci était bien sûr accompagné de nombreuses étapes distinctes. En effet, suite à l'étude bibliographique du projet, les méthodes ont dû être adaptées sous forme de code, des exemples tests développés pour valider la méthode, et ensuite cette dernière appliquée au modèle réel d'échangeur.

De plus, une phase d'apprentissage et de tests a dû d'abord être nécessaire pour parvenir à prendre en main les différents outils, et comprendre la théorie et les mathématiques associées.

1.3.2 Prise en main d'*openTURNS* et de la théorie sur les processus stochastiques

Théorie - Processus Stochastiques Un processus stochastique est une représentation d'un champ de variables aléatoires toutes corrélées entre elles, et dont l'intensité de la corrélation est déterminée par une fonction de covariance et leur distance dans l'espace. Par exemple la position de tout objet est corrélée à sa position aux intervalles de temps proches (continuité du temps), ou bien les températures au dessus d'un pays sont corrélés à faible distance mais l'effet aléatoire est plus présent lorsque les distances sont importantes. Les

processus stochastiques peuvent aussi être vus comme une généralisation de la notion de variable aléatoire utilisée en probabilité. Ou une famille de variables aléatoires $X(t)$ est associé à toutes les valeurs d'un espace $t \in T$.

Ce type de modélisation des champs est couramment utilisée pour modéliser des propriétés présentant des variabilités gaussiennes mais une continuité dans leur espace de définition. Lorsque la corrélation est seulement dépendante de la distance entre deux points de l'espace et non d'une position absolue, on parle d'un champ stationnaire. Lors de cette étude, on se place dans ce cas.

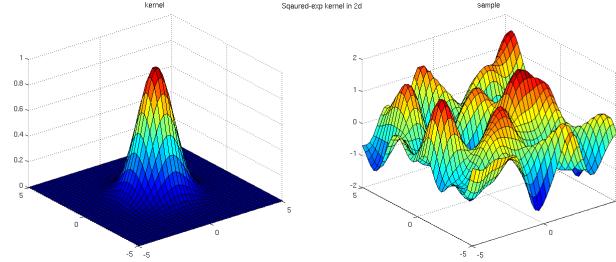


Figure 1: A gauche le noyau de la fonction exponentielle quadratique en 2D, on remarquera la décroissance de la covariance lorsqu'on s'éloigne du centre. A droite une réalisation d'un champ utilisant ce noyau sur un espace continu

Mathématiquement, cette corrélation peut être définie par différents modèles de covariance. Les deux modèles de covariance les plus simples sont les fonctions de covariance exponentielles (1) et les exponentielles quadratiques (2).

$$C(d) = \exp(-d/V) \quad (1)$$

$$C(d) = \exp(-(d/V)^2); \quad (2)$$

Avec V étant le paramètre d'échelle et d la norme euclidienne de la distance entre deux points de l'espace considéré. (*plus le paramètre d'échelle est grand, plus le champ est lissé, tout comme le modèle quadratique est aussi plus lisse*) Une autre fonction de covariance, celle de Matérn, est aussi très utilisée, puisqu'elle présente des comportements limites similaires aux deux fonctions exponentielles présentes plus haut. La dérivabilité de ce modèle est réglable via le paramètre ν , ainsi la régularité du champ est facilement modifiable.

$$C_v(d) = \sigma^2 \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\sqrt{2\nu} \frac{d}{\rho} \right)^\nu K_\nu \left(\sqrt{2\nu} \frac{d}{\rho} \right); \quad (3)$$

avec :

ρ : coefficient d'échelle (scale)

σ : amplitude du processus

ν : coefficient ν

Γ : Fonction Gamma

K : Fonction de Bessel

L'avantage du modèle de Matérn est que ses deux comportements limites sont ceux des modèles de covariance exponentielles et exponentielles quadratiques. Le modèle exponentielle permet de modéliser des phénomènes continus mais potentiellement non réguliers car il n'est pas dérivable en 0, au contraire le modèle exponentielle quadratique permet de modéliser des phénomènes lisses. Le modèle de Matérn permet les deux comportements.

De par son importante utilisation en modélisation de processus stochastiques, une étude statistique plus détaillée du modèle de Matérn a été effectuée durant la seconde partie du stage et se trouvera donc à cette section.

Théorie - Expansion de Karhunen-Loève La continuité des processus gaussiens et leur comportement quasi ondulaire, permet de les traiter de manière un peu analogue à la décomposition de Fourier, et de les décomposer en une somme infinie de variables aléatoires gaussiennes décorrélatées. Cette méthode de décomposition vient du théorème de *Karhunen-Loève*. La construction de cette série infinie se fait grâce aux vecteurs propres issus de la matrice de corrélation du modèle, et grâce à une base de vecteurs orthonormaux dans un espace Hilbertien. Les détails mathématiques de cette méthode peuvent être trouvées dans [Sudret and Kiureghian, 2000]. Lors de l'approximation de *Karhunen-Loève*, la série est tronquée à l'ordre \mathbf{M} .

$H(\mathbf{x}, \theta)$	Approx. Procéssus Gaussien
λ_i	Valeur Propre de la matrice de covariance
ξ_i	Variable Normale Centrée Réduite
$\varphi_i(\mathbf{x})$	Vecteur propre de la matrice de covariance

$$H(\mathbf{x}, \theta) = \sum_{i=1}^M \sqrt{\lambda_i} \xi_i(\theta) \varphi_i(\mathbf{x}); \quad (4)$$

Cette décomposition permet de représenter l'ensemble de variabilité du champ avec des variables gaussiennes décorrélatées, et donc de faire des analyses de sensibilités sur cette nouvelle représentation du champ.

Une étude statistique plus détaillée entre l'interaction entre la décomposition de Karhunen-Loève et le modèle de Matérn a été effectuée durant la seconde partie du stage et se trouve dans la section associée.

openTURNS est initialement un projet de bibliothèque open-source pour le traitement des incertitudes et des risques, commun à trois entreprises fondatrices, **Airbus**, **EDF** et **Phimeca Engineering**, projet ayant débuté en 2005. Depuis, deux autres organismes, **IMACS** et **l'ONERA** ont rejoint le développement d'*openTURNS*, qui se révèle être un grand atout pour le traitement des incertitudes et l'ingénierie fiabiliste. En effet, le projet d'*openTURNS* est un regroupement d'un ensemble d'algorithmes performants écrits en C++, se basant sur la théorie développée pour les traitement des incertitudes, l'optimisation robuste, et les études de sensibilité.

Un *binder*¹ a été utilisée pour lier l'ensemble de la bibliothèque C++ à un module Python, et de pouvoir profiter de la facilité d'utilisation du langage Python et de sa flexibilité, tout en gardant les vitesses d'exécution du C++.

PHIMECA développe des logiciels commerciaux en se basant sur le module *openTURNS*, qui sont plus ergonomiques dans leur utilisation et automatisent certaines parties moins évidentes en utilisation directe de la librairie.

Néanmoins, la librairie reste quand même extrêmement bien documentée, avec la théorie mathématique sous-jacente à chaque algorithme d'explicitée, tout comme de nombreux exemples. La documentation présente de même des cas d'applications précis montrant la logique à avoir lors de l'écriture de codes avec *openTURNS*.

1.4 Création d'un modèle d'analyse simple, développement des premiers codes

1.4.1 Modèle éléments finis simple

Pour parvenir à tester les méthodes trouvées lors de la recherche bibliographique, et avoir un modèle simple et rapide à exécuter, on a utilisé un modèle éléments finis simple de poutre en appui sur ses deux extrémités, voir 2.

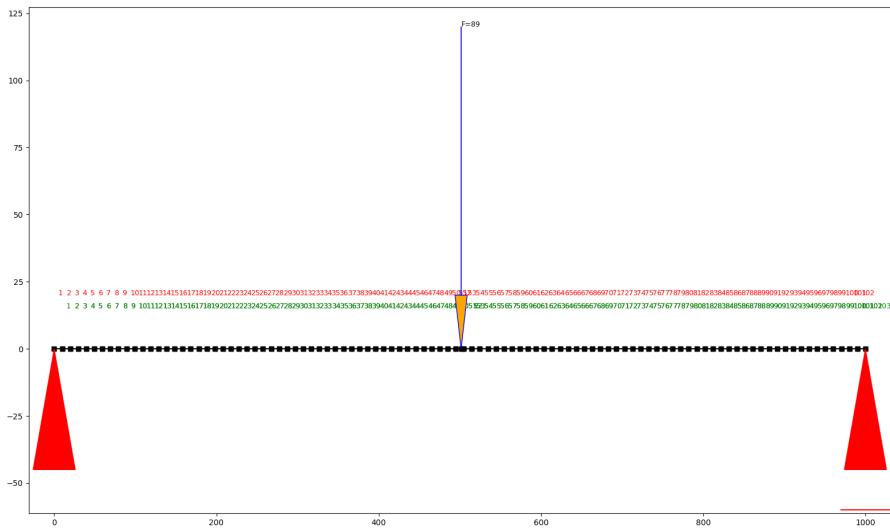


Figure 2: Modélisation d'une poutre en appui sur ses deux extrémités avec la bibliothèque anastruct

La particularité de ce modèle de poutre est le fait que le diamètre et le module de Young sont gouvernés par un processus gaussien en une dimension, suivant la longueur de la barre. Pour parvenir à modéliser cette variation, le modèle est bien-sûr subdivisé en une centaine d'éléments finis, et le champ discréteisé sur un maillage de même longueur.

¹ Un binder est un programme qui permet d'appeler des fonctions d'un langage (ici C++) dans un autre langage (le Python). Le binder utilisé ici est **SWIG**

En plus de ces deux grandeurs gouvernées par des champs, la densité du matériau, la position de la force, et la norme de la force sont représentés par des variables aléatoires Gaussiennes, comme on peut le voir en figure 3. Cette modélisation s'est faite avec la bibliothèque *Anastruct* de [Vink, 2020].

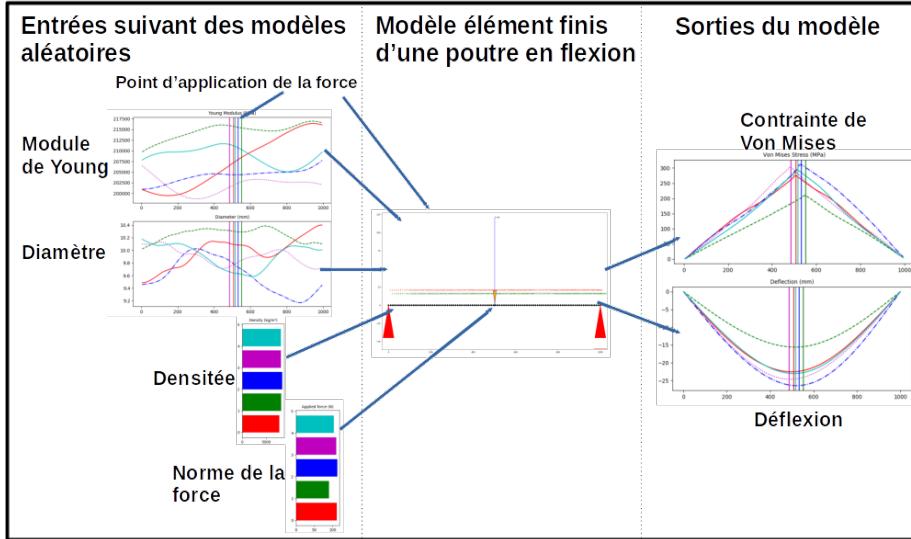


Figure 3: Échantillon de 5 réalisations de la poutre en flexion.

Les grandeurs d'étude choisies ici sont la contrainte de Von Mises, la déflexion de chaque nœud, et la déflexion maximale. On pourrait de même choisir la contrainte de Von Mises maximale pour représenter la défaillance.

1.4.2 Recherche méthodologique et premier codes

Au vu du choix de développer une méthode algorithmique pour l'analyse de sensibilité sur des champs stochastiques, et non pas de juste faire l'analyse de sensibilité d'un seul modèle précis, il y avait un besoin de robustesse pour l'écriture des différents codes. La première contrainte imposée sur ces codes était de pouvoir fonctionner avec tout type de fonction en python prenant en entrée une combinaison arbitraire de champs et variables aléatoires, et renvoyant un ensemble de grandeurs d'intérêt. Ce choix augmente le nombre de vérification qu'il y a à effectuer au sein du code, mais permet l'utilisation d'un plus grand nombre de fonctions, et l'analyse de sensibilité sur l'ensemble des variables de sortie en une seule fois. Cette fonctionnalité a été abandonnée plus tard, puisque ce type de fonctionnement s'éloignait de la manière de fonctionner interne à *openTURNS*.

Pour parvenir à bien contrôler la génération de processus stochastiques, une classe appelée *NdGaussianProcessConstructor* a été écrite, qui permet de définir entièrement un processus stochastique, et possède de nombreuses méthodes pour créer des échantillons, faire les décompositions de Karhunen-Loève, ou encore reconstituer un champ à partir d'un vecteur de variables aléatoires. Enfin, comme les échantillons peuvent être de taille plutôt importante, ils sont enregistrés sous

forme de `numpy.memmap` dans un fichier temporaire, pour relâcher un peu de pression sur la mémoire vive.

Comme chacune des réalisations d'un processus stochastique peut être décomposée en une somme finie de fonctions modales pilotées par des variables aléatoires grâce à la décomposition de Karhunen-Loève, l'on peut à l'inverse, générer des champs stochastiques à partir d'une collection de variables aléatoires en utilisant cette approximation. Par l'intermédiaire de cette approximation on peut considérer le modèle comme seulement dépendant d'un vecteur de variables aléatoires décorrélées et non plus de champs. Algorithmiquement, ceci se traduit par l'utilisation d'un wrapper² qui va appeler le modèle à analyser après avoir transformé le vecteur de variables aléatoires en collection de scalaires et de champs.

Ceci permet de se retrouver dans un cas proche des analyses de Sobol' classiques portant sur des nouvelles variables aléatoires scalaires. De plus cette représentation permet aussi d'utiliser des méthodes d'échantillonnage tel que le LHS (Latin Hypercube Sampling) pour explorer l'ensemble de l'espace d'entrée du modèle. Grâce à cela, l'ensemble des plans d'expérience sur lesquels on va venir évaluer le modèle pour effectuer l'analyse pourront être générés dans l'espace normal centré réduit et l'utilisation d'autres méthodes comme la création de métamodèles pourra aussi être envisageable avec cette nouvelle représentation.

Pour l'estimation statistique des indices de Sobol' par Monte-Carlo un plan d'expérience doit être généré pour pouvoir mesurer les influences des différentes variables d'entrée. Dans le cas de l'évaluation du modèle sur ce plan d'expérience certaines difficultés peuvent arriver, comme des fonctions renvoyant pour certaines valeurs d'entrée des *nan* (*Not A Number*) (lorsqu'il y a eu une erreur mathématique par exemple). On propose de d'abord passer par une étape de correction: l'ensemble des valeurs de sortie contenant des *nan* sont régénérées, et comme les entrées de l'étude sont des combinaisons de deux ensembles de variables aléatoires A et B, toutes les autres permutations des entrées ayant entraîné des erreurs sont supprimées et remplacées. Cette étape est expliquée en figure 4

Les codes sont accessibles via [github](#):
https://github.com/Kramer84/stochastic_process_analysis

²Un wrapper ou fonction wrapper, est un programme qui appelle un autre programme.

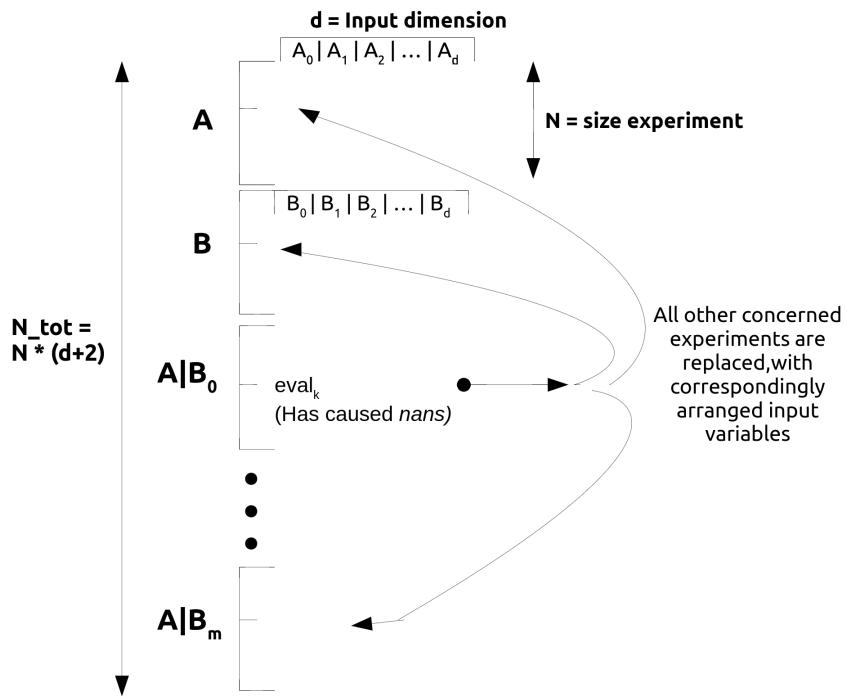


Figure 4: Organisation des variables d'entrée, expliquant l'étape de post-traitement

Une fois cette étape finie, en utilisant les méthodes d'estimation classiques tel que **Saltelli** ou **Martinez**, on peut calculer les indices de Sobol' pour chaque élément de sortie du modèle.

1.4.3 Première application sur le modèle éléments finis

Dans le cas de la poutre en flexion, prenant initialement 5 variables en entrée (champ du module de Young et champ du diamètre, densité, position de la force et norme de la force), la décomposition des deux champs en entrée fait que le modèle est ensuite régi par 24 variables aléatoires. Bien que cela fait augmenter la dimensionnalité du problème, nous avons désormais la possibilité de travailler seulement avec des variables aléatoires gaussiennes décorrélées, et donc faire une analyse de sensibilité classique.

Cette première approche a néanmoins ses limites, car il n'y pas de manière triviale qui permettra de relier les indices de Sobol' de ces variables aléatoires décorrélées, au champ stochastique d'origine.

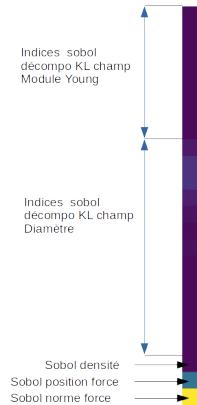


Figure 5: indices de Sobol' des V.A. de Karhunen-Loève pour la déflexion maximale



Figure 6: indices de Sobol' des V.A. de Karhunen-Loève pour le champ des contrainte de Von Mises

Pour parvenir à faire ce lien, nous avions comme base différentes études sur le sujet, notamment le papier par [Wei et al., 2017], sur l'analyse de sensibilité sur des modèles ayant des paramètres dépendants du temps. (Les variables étant gouvernées par le temps sont généralement stochastiques, ex: température, effort etc.)

Mais ayant fait une analyse préliminaire de ces indices de Sobol', des incohérences dans ces indices ont pu être remarqués. En effet, la somme de l'ensemble des indices du premier ordre doit être inférieure à 1 , et il ne peut y avoir d'indices négatifs. L'apparition d'indices de Sobol' négatifs peut être expliqué par un nombre d'expériences trop faible, nombre d'expériences qui lui même est limité par la mémoire disponible dans l'ordinateur.

1.4.4 Applications de méthodes récentes d'analyse de sensibilité sur le modèle

Comme nous avions désormais accès aux différents indices de Sobol' de notre modèle basé sur la décomposition de Karhunen-Loève, le travail pouvait désormais se focaliser sur l'interprétation de ces différents indices. En effet, cette décomposition était très classique lors du travail avec des champs stochastiques, et plusieurs papiers de recherche se sont intéressés à comment faire des analyses de sensibilité de ce type de champs avec cette même décomposition. Comme mentionné précédemment, le travail de [Wei et al., 2017] offre une première approche pour l'interprétation de ces résultats, mais d'autres comme [Pronzato, 2019] ont aussi développés des méthodes pour l'analyse de ces indices issus de l'expansion de Karhunen-Loève. Dans le travail de [Shang and Yun, 2013], il est rapporté d'une méthodologie pour lier un modèle en élément finis d'Abaqus avec des champs stochastiques générés avec MATLAB et pour l'analyse probabiliste de ce modèle. L'utilisation de l'expansion de Karhunen-Loève y est aussi mentionné, et ce travail offre une analyse intéressante sur la capacité de cette méthode à reproduire le champs stochastique, en fonction de l'élément à partir duquel on troncature cette expansion.

1.4.5 Interprétation et mise en application du papier: "Time-variant global reliability sensitivity analysis of structures with both input random variables and stochastic processes"

Ce papier de recherche datant de 2017, offre une approche pour l'analyse de sensibilité de modèles définis dans le temps et leur analyse de fiabilité. En effet, de nombreuses structures mécaniques (ponts, tours etc.) sont soumis à des grandeurs variant dans le temps, et si celles-ci trouvent être continues dans celui ci, alors cette grandeur peut être représentée par un champ stochastique. Bien qu'il y ait une différence notable entre les grandeurs par rapport auxquelles il y a continuité (dans leur papier le temps, et nous l'espace), des analogies peuvent être faites.

L'approche se base sur la décomposition de Karhunen-Loève du champ stochastique, permettant de considérer le problème comme uniquement dépendant de variables aléatoire gaussiennes décorrélées, et de déduire la sensibilité du modèle au champ stochastique à partir de la sensibilité de chaque composant de la décomposition du champ.

La décomposition de Karhunen-Loève est particulièrement utile pour le calcul de fonction d'enveloppe et les calculs fiabilistes. Dans ce papier, l'utilisation de l'expérience de Monte-Carlo est essentiellement utilisée pour être comparée aux autres méthodes développées (**FOEF** : First Order Envelope Function et **AK-MCS** Active learning Kriging based Monte Carlo Simulation).

L'utilité de cette approche est de pouvoir identifier les sources principales d'incertitude ayant le plus d'influence sur la fiabilité du modèle. Enfin, elle permet de classer les variables selon leur ordre d'influence.

Néanmoins, leur approche se base sur la définition d'un état limite du modèle (par exemple la différence entre la contrainte maximale et la contrainte limite) et d'une fonction indicatrice de l'état limite, alors que nous cherchons à évaluer la sensibilité d'une grandeur en sortie (par exemple la contrainte) par rapport aux variables aléatoires en entrée. Ceci revient à priori à mesurer l'impact qu'à une variables en entrée sur la variance de la grandeur en sortie.

La définition mathématique de leur problème est la suivante:

S	: Etat limite du modèle
\mathbf{X}	: Vecteur de variables aléatoire
$\mathbf{Y}(t)$: Vecteur de champs stochastiques dépendants du temps
Z	: Fonction de performance
I_S	: Fonction indicatrice
R	: Probabilité de défaillance sur l'intervalle $[0, T]$

$$S = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : Z(t) = g(\mathbf{X}, \mathbf{Y}(t), t) < 0 \ \forall t \in [0, T]\}; \quad (5)$$

$$I_S(t) = I_S(\mathbf{X}, \mathbf{Y}(t), T) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \in S \\ 0 & (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \notin S \end{cases}; \quad (6)$$

$$R = R(T) = P_r(I_S = 1) = Pr(Z(t) = g(\mathbf{X}, \mathbf{Y}(t) < 0, \forall t \in [0, T]) ; \quad (7)$$

Les variables aléatoires et champs stochastiques ici définis sont tous indépendants entre eux.

Soient $\mu_X = (\mu_{X_1}, \dots, \mu_{X_n})$ et $\sigma_X = (\sigma_{X_1}, \dots, \sigma_{X_n})$ les vecteurs des moyennes et écarts types des variables aléatoires et $\mu_Y = (\mu_{Y_1}, \dots, \mu_{Y_n})$ et $\sigma_Y = (\sigma_{Y_1}, \dots, \sigma_{Y_n})$ les vecteurs des moyennes et écarts types des champs stochastiques.

Comme explicité lors de la définition de la décomposition de Karhunen-Loève, tout champ stochastique $Y_i(t)$ peut être écrit comme une somme de variables aléatoires gaussiennes décorrélées.

$Y_i(t)$	Approx. Processus Gaussien Y_i
λ_{ik}	Valeur Propre de la matrice de covariance
ξ_{ik}	Variable Normale Centrée Réduite
$\varphi_{ik}(t)$	Vecteur propre de la matrice de covariance

$$Y_i(t) = \mu_{Y_i}(t) + \sum_{k=1}^M \sqrt{\lambda_{ik}} \xi_{ik} \varphi_{ik}(t); \quad (8)$$

D'où chaque champ gaussien peut être exprimé à partir d'un ensemble de variables aléatoire gaussiennes décorrélées $\xi_i = (\xi_{i1}, \dots, \xi_{iM_i})$ et l'ensemble des champs est représenté par le vecteur $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_m)$. ξ_i étant la représentation par des variables auxiliaires du champ Y_i .

Grâce à la propriété de décomposition de la variance, on a :

$$\begin{aligned} V(I_S) &= \sum_{i=1}^n V_{X_i} + \sum_{i=1}^m V_{\xi_i} + \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i, j=1}^n V_{X_i} V_{X_j} \\ &\quad + \sum_{i=1}^m \sum_{j \neq i, j=1}^m V_{\xi_i} V_{\xi_j} + \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i, j=1}^m V_{X_i} V_{\xi_j} + \dots \\ &\quad + V_{X_1, \dots, X_n, \xi_1, \dots, \xi_m} \end{aligned} \quad (9)$$

Ici, c'est la variance de la fonction indicatrice I_s en sortie qui est traitée, mais ceci est faisable pour tout modèle dépendant d'un ensemble de variables aléatoire. Il est à remarquer ici que : $V_{X_i} = V[E(I_S|X_i)]$ qui est la variance conditionnelle de la sortie I_S lorsque la variable aléatoire X_i est connue.

Néanmoins, dans le cas du vecteur $\xi_i = (\xi_{i1}, \dots, \xi_{iM_i})$ on a:

$$V_{\xi_i} = V[E(I_S|\xi_i)] = V[E(I_S|(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iM_i}))] - \sum_{p=1}^{M_i} V_{\xi_{ip}} \quad (10)$$

qui est la variance conditionnelle de la sortie lorsque le vecteur aléatoire ξ_i représentatif du champ stochastique Y_i est connu.

Pour le calcul du vecteur des variances $V[E(I_S|(\xi_{i1}, \dots, \xi_{iM_i}))]$, dans le cadre d'une expérience de Monte-Carlo, ceci pourrait se faire en rajoutant dans le

plan d'expérience, toutes les permutations associées à ces variables annexes aux champs stochastiques.

Avec le plan d'expérience classique proposé par openTURNS, nous sommes en capacité de facilement calculer les indices de Sobol' du 1^{er} ordre de toutes les variables S_{X_i} et $S_{\xi_{i_p}}$. Or nous cherchons S_{ξ_i} .

Dans le cas d'un modèle F , prenant en entrée un vecteur de champs stochastiques $Y = (Y_1, \dots, Y_m)$ et un vecteur de variables aléatoires $X = (X_1, \dots, X_n)$ et défini comme suit:

$$\omega = F(X, Y), \omega \in \Re^N \quad (11)$$

On peut définir une fonction F' , utilisant la décomposition de Karhunen-Loève et seulement dépendante d'un ensemble de variables aléatoires décorrélées:

$$\omega = F'(X, \xi) \quad (12)$$

$$\xi = (\xi_1, \dots, \xi_m) \quad (13)$$

$$\xi_i = (\xi_{i_1}, \dots, \xi_{i_{M_i}}) \quad (14)$$

Nous savons que :

$$V_{X_i} = V[E[\omega|X_i]] \quad (15)$$

$$S_{X_i} = \frac{V_{X_i}}{V(\omega)} \quad (16)$$

$$V_{X_i X_j} = V[E[\omega|X_i X_j]] - V_{X_i} - V_{X_j} \quad (17)$$

$$S_{X_i X_j} = \frac{1}{V(\omega)} V[E[\omega|X_i X_j]] - S_{X_i} - S_{X_j} \quad (18)$$

Néanmoins, à la différence des effets d'interactions et les sensibilités qui y sont associées, dans le cas de la sensibilité du champ stochastique, il semblerait qu'on ne soustrait pas l'effet de l'interaction du premier ordre, donc on n'aurait pas :

$$S_{\xi_i} = S_{\xi_{i_1}, \dots, \xi_{i_{M_i}}} = \frac{1}{V(\omega)} V[E[\omega|\xi_{i_1}, \dots, \xi_{i_{M_i}}]] - \sum_{p=1}^{M_i} S_{\xi_{i_p}} \quad (19)$$

Mais plutôt seulement :

$$S_{\xi_i} = \frac{1}{V(\omega)} V[E[\omega|\xi_{i_1}, \dots, \xi_{i_{M_i}}]] \quad (20)$$

Ceci est intéressant dans le sens où cela diminue grandement la complexité du calcul et qu'il ne faut plus que calculer les effets d'interaction et non plus les indices de Sobol' du premier ordre associés aux indices de Karhunen-Loève des champs stochastiques.

Le calcul à posteriori de ces interactions est possible, vu que nous n'avons qu'à comparer la moyenne des variances des deux échantillons de départ (**A** et

B) à celle lorsque tout les paramètres du champs stochastique i sont connus (V_{ξ_i}).

Néanmoins, il n'est pas possible d'inclure celles-ci dans le plan d'expérience utilisé par openTURNS, vu que l'algorithme utilisé pour calculer les indices de Sobol' n'est conçu que pour les calculs des indices de premier et second ordre de modèles gouvernés par un ensemble de variables aléatoires unitaires, et non des champs stochastiques. Pour parvenir à passer outre cette difficulté, un choix d'algorithme doit être fait pour le calcul de ces indices de Sobol' d'ordre fortement supérieur. (Vu que pour les indices d'ordre 1, le choix de l'algorithme est entièrement libre.) Au vu du travail fait par PHIMECA sur l'analyse des lois asymptotiques des estimateurs des indices de Sobol [Dumas, 2017] , l'estimateur de Martinez est choisi, mais il sera évidemment possible de rajouter à posteriori les autres estimateurs dans le workflow.

D'autre part, pour parvenir à garder cette complexité faible, nous sommes obligés de revoir la manière dont est fait le plan d'expérience (la manière dont on mélange les différentes colonnes de nos deux samples **A** et **B**) puisque dans le cas de l'exemple de la poutre, nous aurions jusqu'à 5 fois moins de calculs à effectuer qu'en gardant tout les indices inutiles.

Génération d'expérience pour analyse de sensibilité sur champs stochastiques

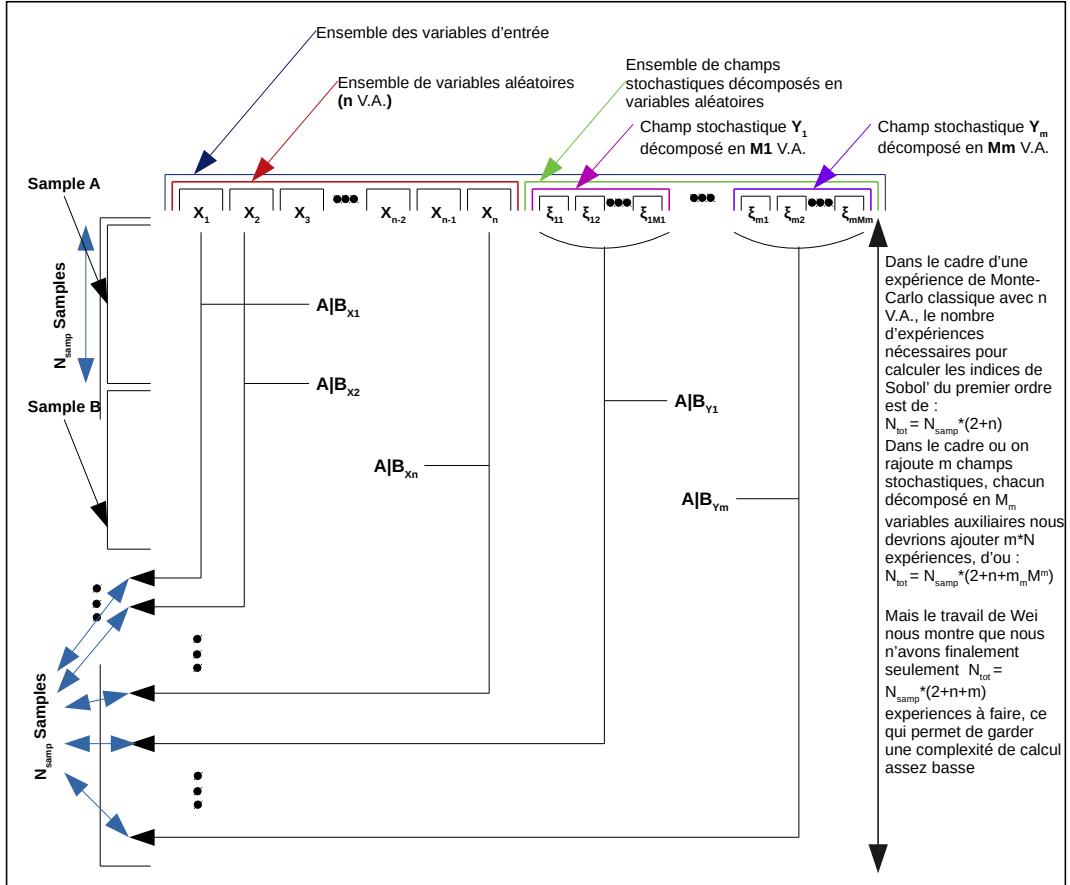


Figure 7: Génération d'expérience pour analyse de sensibilité sur champs stochastiques

Les échantillons sont mélangés comme montré en figure 7. Pour générer les échantillons de manière plus efficace, et être sûr de couvrir l'ensemble du domaine de variance des lois d'entrée, est inclus dans le code la possibilité de générer l'échantillon en utilisant soit l'échantillonnage LHS (Latin Hypercube Sampling), soit les séries à faible divergence (Low discrepancy series), soit une version optimisée du LHS (Simulated Annealing LHS). Bien sûr une génération entièrement aléatoire reste l'option de base.

Pour le calcul formel de l'estimateur de Sobol', nous allons utilisons la méthode par Saltelli, détaillée dans le papier par [Dumas, 2017]. Ce papier détaille aussi la manière de calculer l'erreur dans le calcul de l'estimateur, valeur importante pour connaître la pertinence de l'estimateur.

Détail du calcul de l'indice de Sobol' :

${}^c\mathbf{Y}^A$: Sortie du modèle associé à l'échantillon A du plan d'expérience

${}^c\mathbf{Y}^B$: Sortie du modèle associé à l'échantillon B du plan d'expérience

${}^c\mathbf{Y}^E$: Sortie du modèle associé à l'échantillon issu de A ou l'on a inseré une partie de B

S : Indice de Sobol'

Les échantillons centrées sont annotés du préscript c

$$S = \frac{\text{Cov}[{}^cY^B, {}^cY^E]}{\text{Var}[{}^cY^A]} \quad (21)$$

$$= \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^n {}^cY^B {}^cY^E - (\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n {}^cY^B) (\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n {}^cY^A)}{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^n ({}^cY^B)^2 - (\frac{1}{n} \sum_{k=0}^n {}^cY^B)^2} \quad (22)$$

Comme les échantillons sont centrées par rapport à leurs moyennes respectives, le numérateur et le dénominateur se simplifient et on obtient l'estimateur suivant :

$$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^n {}^cY^B {}^cY^E}{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^n ({}^cY^A)^2} \quad (23)$$

Avec l'échantillonnage présenté précédemment, le calcul de l'estimateur de Sobol se fait très directement avec la formule de Saltelli, même lorsque la dimension de la sortie est plus grande que 1.

Pour pouvoir justifier de la pertinence de l'estimateur, on calcule l'intervalle de confiance à 0.975, qui permet de montrer la précision de l'estimateur et de nuancer son analyse. Pour le calcul de cet intervalle de confiance, on utilise la méthode Delta, méthode utilisée par [Janon et al., 2014] ou de même par [Dumas, 2017]. Le détail de cette méthode est donné ci-dessous.

On pose suite à l'équation simplifiée précédente :

$$U_i = \left({}^cY^B {}^cY^E, ({}^cY^A)^2 \right)^T \quad (24)$$

Ensuite l'on défini :

$$\Psi_S(x, y) = \frac{x}{y} \quad (25)$$

Ceci implique :

$$S_N = \Psi_S (\bar{U}_N) \quad (26)$$

Grâce au théorème central limite:

$$\sqrt{N} (\bar{U}_N - \mu) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}_2 (0, \Gamma) \quad (27)$$

Où Γ est la matrice de covariance de U_1 et :

$$\mu = \begin{cases} Cov [Y^B, Y^E] \\ Var [Y^A] \end{cases} \quad (28)$$

De l'utilisation de la méthode delta :

$$\sqrt{N} (S_N - S) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}_1 (0, g^T \Gamma g) \quad (29)$$

ou $g = \nabla \Psi_S (\mu)$.

Finalement, pour tout x, y tel que $y \neq 0$:

$$\nabla \Psi_S (x, y) = \left(\frac{1}{y}, \frac{-x}{y^2} \right)^T \quad (30)$$

La matrice de covariance Γ , tout comme le vecteur g se calculent bien analytiquement dans le cas de l'indicateur de Saltelli', néanmoins le calcul du gradient peut très bien se faire informatiquement, notamment dans le cas d'estimateurs plus complexes.

Pour récupérer l'intervalle de confiance de l'estimateur nous utilisons le quantile de la loi normale centrée réduite à 97.5%, multiplié par la racine de la variance calculée précédemment.

Finalement, l'on récupère les indices de Sobol' pour les différents éléments de la poutre tout comme leur intervalle de confiance:

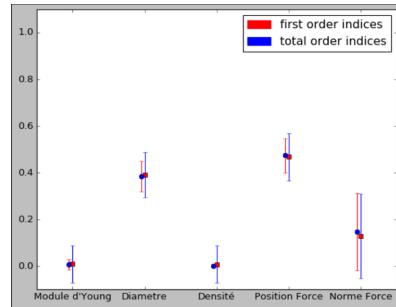


Figure 8: Sensibilité de la défexion maximale aux champs et variables d'entrée.

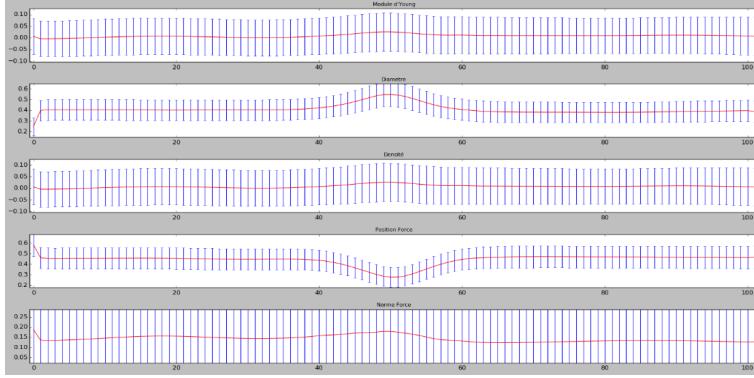


Figure 9: Sensibilité de la contrainte de Von-Mises aux champs (Module d'Young, diamètre) et variables d'entrée.(densité, position, Norme de la force)

On observe qu'il y a très peu d'écart entre les indices d'ordre total et premier ordre. Les effets d'interaction sont donc très peu présents entre les variables d'entrée.

Finalement une comparaison entre un exemple de la documentation d'*openTURNS* et les codes développés durant ce stage peut être faite, pour confirmer que les méthodes implémentées sont exempts d'erreurs.

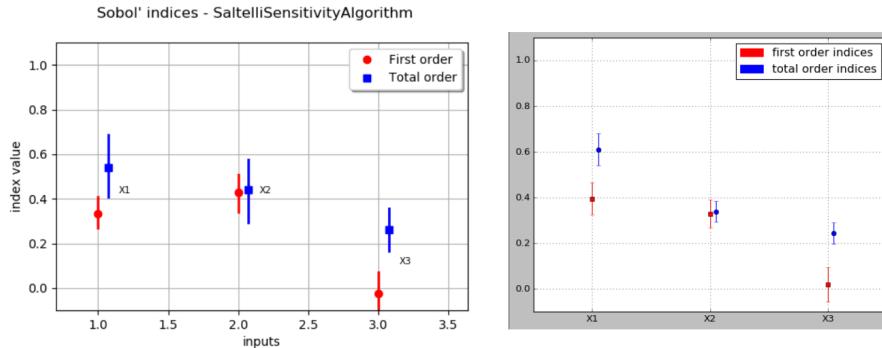


Figure 10: Comparaison entre la solution par openturns (à gauche) et la notre (à droite), pour un échantillon de taille 1000 sur la fonction d'Ishigami

Pour cet échantillon de taille 1000, l'indice de Sobol' calculé avec nos codes est relativement proche de ceux calculés avec *openTURNS*, même si des écarts subsistent, notamment au niveau de la variance. Cette variance s'explique en partie par l'incertitude dans les variables d'entrées (tout échantillon de 1000 est à priori unique même si la SEED³) n'est pas connue.

Les codes ayant montré leur utilisabilité, il était enfin possible d'essayer d'appliquer cette méthodologie à un système plus complexe, un échangeur de chaleur air-air modélisé avec NASTRAN.

³La "graine" du générateur aléatoire, pour une même graine de départ la séquence de nombres aléatoires générée sera toujours la même

1.5 Application au modèle NASTRAN d'échangeur thermique

1.5.1 Définition et analyse de la problématique

Comme nous l'avions mentionné avant, la finalité de ce travail de quasi-recherche et développement de codes, était de parvenir à induire des défauts stochastiques dans un modèle numérique, et de mesurer la sensibilité de ce modèle à ces perturbations.

Le modèle en question est celui d'un échangeur thermique d'utilisation aéronautique. Cette pièce doit être capable de supporter et échanger la température de deux flux d'air perpendiculaires, l'un à la température de l'air en haute altitude - jusqu'à -50°- et l'autre aux températures moteurs allant jusqu'à 600C.

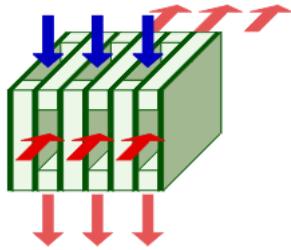


Figure 11: Principe de l'échangeur à chaleur air-air

Ce projet est financé par l'union européenne, et est guidé par la besoin du fabricant **Liebherr** à fabriquer des pièces aéronautiques plus performant. Il est mené en partenariat entre plusieurs entreprises, où chacune trouve son compte en effectuant des parties précises du projet (recherche, achat de matériel, nouvelle expertise,...), en lien avec la spécialité de l'entreprise. Les entreprises impliquées sont **Lortek** qui réalise des essais physiques sur des échantillons de l'échangeur et le caractérise, **Epsilon** qui est impliqué dans la construction d'un modèle paramétrique en éléments finis et de la partie de simulation thermomécanique, et enfin la partie analyse de sensibilité et méthode d'introduction d'incertitudes dans le modèle qui est réalisée par **Phimeca**.

Ce projet a donc impliqué l'étroite collaboration de ces différents acteurs, vu que pour l'analyse de sensibilité il nous fallait utiliser le modèle construit par **Epsilon**, et introduire des incertitudes dans la géométrie, dont la nature et les paramètres ont été récupérées dans les mesures faites par **Lortek**.

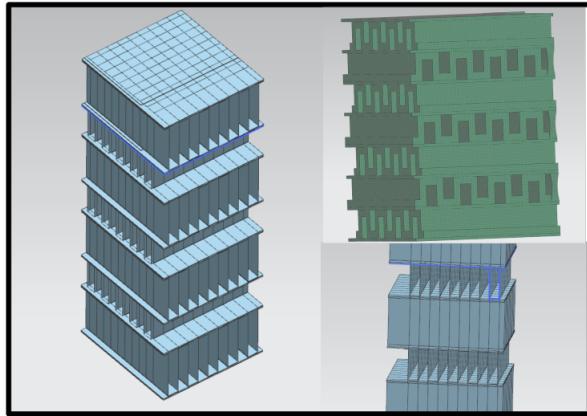


Figure 12: Modèle Nastran de l'échangeur de chaleur - Siemens Simcenter 3D

Pour bien se coordonner sur le projet, des réunions se sont régulièrement tenues, permettant de se tenir à jour sur les avancements de chacun, et de définir les prochaines étapes à atteindre.

Dans le cas de l'étude à réaliser par **Phimeca**, le sujet d'analyse était l'étude de l'influence de la variabilité dans les paramètres des ailettes de l'échangeur de chaleur sur la localisation de la défaillance. Dans le cas de l'échangeur de chaleur, la défaillance correspond à une rupture d'ailette, ou une perte d'étanchéité.

Numériquement, la rupture se traduit par une contrainte maximale supérieure à la contrainte maximale supportée par le matériau constituant de la pièce. L'analyse de la pièce se traduit donc par l'étude de l'effet de la maîtrise des paramètres de l'ailette (épaisseur, planéité, angle...) sur la localisation de la contrainte maximale.

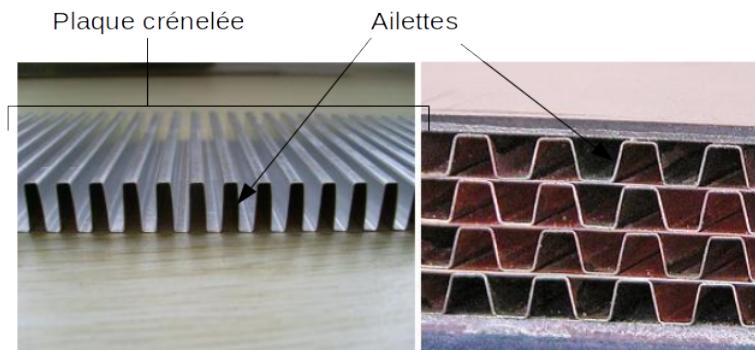


Figure 13: Ailettes d'un échangeur de chaleur

1.5.2 Mise en place de la méthodologie

Pour parvenir à introduire ces variabilités, différentes approches et modèles de champs stochastiques peuvent être prises en considération, puisque les réalisations peuvent fortement varier en fonction des paramètres et modèles. Il est en outre difficile de générer un champ qui serait indépendant du maillage sur lequel il est réalisé, ou du moins qui ressemblerait à un échantillon d'un champ plus grand.

Analyse de l'influence du paramètre v du modèle de covariance Matérn, sur un champ rectangulaire de taille 200 x 7.

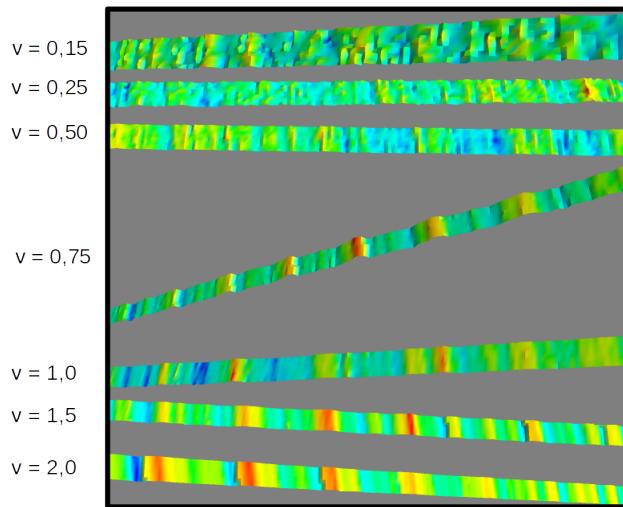


Figure 14: Impacte d'un paramètre sur un champ

En deux dimensions, un champ stochastique peut être vu comme un maillage uniforme, où une valeur est associée à chaque noeud, et où la valeur à chaque noeud est corrélée à la distance et valeur des noeuds proches. La première idée aurait donc été d'appliquer directement une déformation générée par un champ de la même taille que le maillage d'une ailette aux noeuds constituant l'aillette, et donc de simuler une déformation stochastique par ailette, mais en écartant du coup toute corrélation inter-aillettes. La déformation se serait faite par translation de chaque noeud suivant l'axe normal au plan de l'aillette. Cette méthode a vite été écartée, puisque la génération de champs sur des maillages sous forme de long rectangle étiré était bien moins précise et contrôlables, allant jusqu'à des réalisations quasi constantes ou périodiques. De plus le nombre de champs générés par passe serait très important, alors qu'il serait plus simple de ne générer qu'un seul champ par plaque et de paramétriser les déformations.

D'après le travail réalisé par [Goka, 2019], une méthodologie pour modéliser au mieux les imperfections de conception d'une pièce et se rapprocher de défauts réalistes existe. Dans son travail de thèse, [Goka, 2019] analyse les différentes manières de représenter les défauts de forme d'une pièce issues des imperfections de fabrication. Chaque méthode qu'elle soit paramétrique (Courbes de Bézier, B-Spline, NURBS), aléatoire (Bruit Gaussien), issue de morphing, d'un Skin-

Model ou encore basé sur des modes (FFT, Polynômes, PCA, Décomposition modale métrique, champs aléatoires...) est analysée et jugée par rapport à 4 critères :

- capacité à représenter les défauts de forme et les ondulations
- compatibilité avec une représentation probabiliste du champ des défauts
 \Leftrightarrow amplitude des défauts de méthode doivent être modélisées par des lois de probabilité.
- compatibilité avec les méthodes d'analyse probabiliste existantes, et interprétabilité physique (les coefficients contrôlant l'amplitude des défauts et leur distribution doivent représenter une grandeur physique mesurable) .
- doit être capable de modéliser des contacts locaux entre pièces et de retrouver les points de contact

L'applicabilité de ces méthodes à notre problème dépend aussi de la réponse à ces critères, et elles ont été développées au cours de cette thèse en vue de leur utilisation sur des projets d'analyse comme celui-ci. La méthode retenue par Goka au cours de son analyse est la méthode de la décomposition modale métrique. Cette méthode ne s'appuie ni sur des équations du mouvement de la mécanique vibratoire, ni sur la méthode des éléments finis. Elle permet d'introduire des défauts dans un modèle en appliquant une translation à chaque nœud du maillage de la surface. Cette translation est appliquée à l'aide de ce qu'on appelle les vecteurs modaux. Ces vecteurs modaux représentent un défaut élémentaire de la surface. Il existe différents types de déformations élémentaires, et chacun d'eux est à rapporter avec une forme élémentaire. De même ces vecteurs modaux sont généralement représentés dans la base qui est la plus adaptée pour représenter la pièce à laquelle on applique ces défauts. Par exemple les défauts élémentaires d'une surface plane cylindrique, voir figure 15.

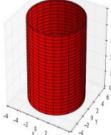
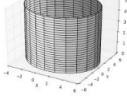
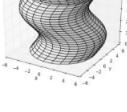
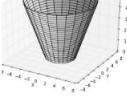
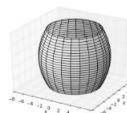
Surface nominale	Vecteur modal	Déformation élémentaire
	$\mathbf{f}_{\text{elliptique}}(x, y, z) = k * \begin{pmatrix} \cos \theta * \cos \theta \\ \sin \theta * \cos \theta \\ 0 \end{pmatrix}$	
	$\mathbf{f}_{\text{sinusoidal}}(x, y, z) = \begin{pmatrix} \sin\left(\frac{2\pi z}{h}\right) \\ \sin\left(\frac{2\pi z}{h}\right) \\ 0 \end{pmatrix}$	
	$\mathbf{f}_{\text{Conique}}(x, y, z) = k * \begin{pmatrix} 2 * \cos \theta * \left(\frac{2}{5}z - 1\right) \\ 2 * \sin \theta * \left(\frac{2}{5}z - 1\right) \\ 0 \end{pmatrix}$	
	$\mathbf{f}_{\text{tomeuse}} = k \begin{bmatrix} \cos(\theta) \cdot \left[1 - 4\left(\frac{2}{5}z - 1\right)^2\right] \\ \sin(\theta) \cdot \left[1 - 4\left(\frac{2}{5}z - 1\right)^2\right] \\ 0 \end{bmatrix}_{(x,y,z)}$	

Figure 15: Vecteur des déformations modales pour un cylindre

Analytiquement, un champ modal est défini de la manière suivante (en coordonnées cartésiennes ici):

$$\mathbf{f}(x, y, z) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_x(x, y, z) \\ \mathbf{f}_y(x, y, z) \\ \mathbf{f}_z(x, y, z) \end{bmatrix}_{(x,y,z)} \quad (31)$$

Ce vecteur $\mathbf{f}(x, y, z)$ est appliqué à chaque point de la surface de la pièce que l'on souhaite déformer. Le champ modal représente les défauts de forme de la surface, ou encore l'écart entre les positions théoriques parfaites et les positions réelles des points.

On peut écrire que pour chaque point de la surface nominale $M_n(x_n, y_n, z_n)$ on applique ce vecteur $\mathbf{f}(x, y, z)$ pour obtenir un nouveau point $M_f(x_f, y_f, z_f)$:

$$\begin{pmatrix} x_f \\ y_f \\ z_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \\ z_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{f}_x(x_n, y_n, z_n) \\ \mathbf{f}_y(x_n, y_n, z_n) \\ \mathbf{f}_z(x_n, y_n, z_n) \end{pmatrix}_{(x,y,z)} \quad (32)$$

Le champ modal total représentant les défauts de forme de la surface est défini par la somme pondérée des modes élémentaires appliqués à chaque nœud de la surface :

$$\mathbf{f}_{pa,A_0} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_{xpa,A_0} \\ \mathbf{f}_{ypa,A_0} \\ \mathbf{f}_{zpa,A_0} \end{pmatrix}_{(x,y,z)} = \sum_{j=1}^n \lambda_{pa,j} \times \mathbf{f}_{pa,j,A_0} \quad (33)$$

Ici, \mathbf{f}_{pa,A_0} est le champ modal total de la surface a de la pièce p et exprimé au point A_0 ; \mathbf{f}_{pa,j,A_0} est le vecteur modal correspondant au j^{me} défaut de forme élémentaire écrit en un point A_0 de la surface a de la pièce p ; $\lambda_{pa,j}$ représente le coefficient d'amplitude du j^{me} défaut de forme élémentaire de la surface a de la pièce p . Les vecteurs modaux dépendent de la classe et géométrie de la surface, tout comme du moyen de fabrication utilisé.

Les vecteurs modaux sont ensuite normés, pour que les coefficient d'amplitude $\lambda_{pa,j}$ représentent bien une grandeur physique mesurable (métrique). Le calcul de la norme se limite à calculer la norme maximale du champ vectoriel modal pour tous les points de la surface, avant de normer ce maximum à l'unité, ici 1 mm :

$$\max(\|\mathbf{f}_j(M)\|)_{1 \leq j \leq n} = 1 [mm] \quad (34)$$

Pour obtenir les différents modes on étudie les caractéristiques intrinsèques et les degrés d'invariance de la surface nominale. Quatre types de modes peuvent être distingués :

- Les modes rigides qui ne changent pas la nature de la surface: les modes de translation et de rotation de la surface correspondent au premier modes.
- Les modes dits de "dilatation" qui correspondent à des variations des caractéristiques de la surface.
- Les modes d'ondulation définis par des déviations sinusoïdales le long des *Éléments Géométriques de Référence Minimum*⁴ (EGRM) de la surface.
- Les modes des sections définissant des variations de caractéristiques intrinsèques en utilisant des coordonnées polaires. Ces modes font varier le profil ou la géométrie de la section droite d'une surface. Dans le cas d'une ailette d'une passe de l'échangeur, cela revient à faire varier le profil de l'aillette en fonction de la direction du flux d'air. Ceci donne à l'aillette une sorte de géométrie de "ruban".
- Les modes quelconques sont ceux n'appartenant pas aux autres catégories.

Le choix final des modes de déformation se fait finalement à partir des données issues d'expériences ou connaissances en fabrication. En fonction du procédé de fabrication certains défauts sont en effet récurrents. L'amplitude des défauts est déterminée grâce à des mesures prises sur les pièces fabriquées.

Le choix de cette méthode semblait donc très adapté, puisque l'utilisation de défauts paramétrisés permet de facilement contrôler des défauts complexes avec qu'un seul paramètre, et évite de devoir générer un grand nombre de déformations stochastiques qui sont bien moins contrôlables et plus coûteuses

⁴Les éléments géométriques de référence sont des formes géométriques (plans, cylindre, axe) parfaites qui servent de base pour mesurer les écarts. Dans le cas du modèle de l'échangeur de chaleur, ces plans de référence sont les plans d'origine.

en temps de calcul à générer. De plus l'utilisation de cette méthode permet de garder une grande maîtrise des défauts et des corrélations inter-défaut.

En tant qu'illustration, un schéma détaillant la méthode pour la déformation d'une passe de l'échangeur de chaleur avec la méthode de la déformation modale métrique est donné ci dessous. Sur ce schéma, le coefficient d'amplitude $\lambda_{pa,j}$ est donné par un champ stochastique défini sur un maillage de la même taille que la passe, et l'élément géométrique minimal est l'ensemble d'arêtes perpendiculaires aux deux flux d'air.

La valeur du champ stochastique en un point donne l'écart maximal entre la surface nominale et la surface "réelle", et la déformation en elle-même suit un polynôme du second ordre s'annulant aux bornes inférieures et supérieures de la passe.

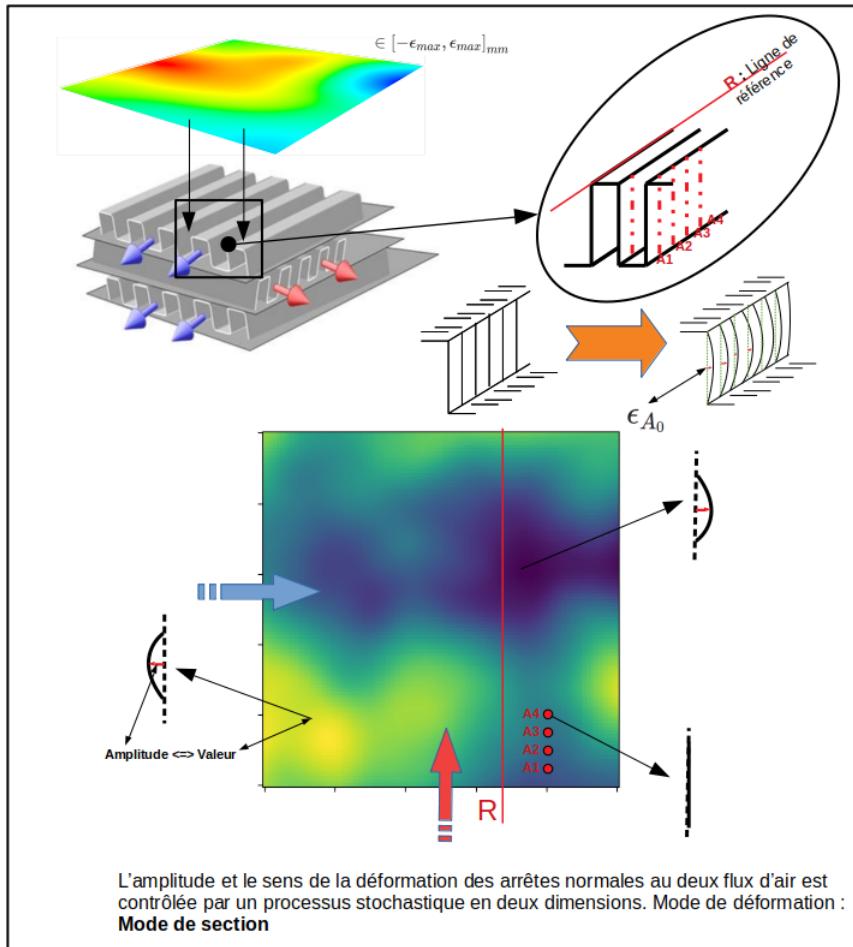


Figure 16: Schéma de l'influence entre la réalisation d'un champ stochastique et la déformation modale de la passe de l'échangeur

Cette méthode était hautement fonctionnelle, car les déformations sont toutes corrélées au sein d'une même passe, avec même la possibilité de parvenir à une

corrélation tri-dimensionnelle.

1.5.3 Application de la méthode de la déformation modale métrique pilotée par champ stochastique sur un modèle Simcenter 3D Nastran

Bien sûr, bien que théoriquement simple, l'implémentation de cette méthode au sein de Simcenter NX Nastran était plus complexe, car l'on devait pouvoir garder le contrôle total sur la géométrie nominale de la pièce - peu importe quels paramètres géométriques originaux on imposait - et aussi un contrôle total sur quels types de passes/ plaques de séparation on introduisait des défauts, et enfin un contrôle total sur les processus stochastiques, leurs fonctions de covariance, et bien sûr les modes de déformation modale et leur nombre.

Néanmoins plusieurs difficultés ont été rencontrées lors de l'écriture des codes, puisque les scripts python devaient interagir avec le logiciel de Siemens. Simcenter NX possède un langage de "scripting" appelé NX, qui permet d'utiliser les fonctions de Simcenter depuis un interpréteur et d'automatiser des tâches dans ce qu'on appelle des journaux. L'accès au capacités de scripting de Simcenter peut se faire à partir de différents langages, dont le Visual Basic ou Python, bien que très peu de tutoriels existent pour Python.

Mais c'est bien le Python qui a été choisi au final de par sa plus grande simplicité par rapport au Visual Basic et l'existence d'une documentation fournie.

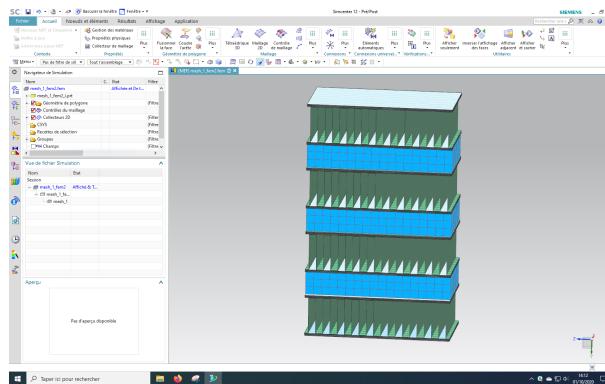


Figure 17: Interface du logiciel Simcenter 12 - vue active du modèle FEM

Néanmoins, l'utilisation de NX dans un journal python ne peut se faire presque uniquement que depuis l'interpréteur Python 3.6 intégré dans Simcenter et non un interpréteur configuré personnellement. Ceci veut dire que l'on a pas accès depuis Simcenter à toutes les autres bibliothèques externes, dont **NumPy** ou **openTURNS**, composants néanmoins nécessaires pour la génération de champs stochastiques et l'analyse de la pièce.

Pour contourner cette difficulté, le choix a été fait de scinder le programme en deux parties, une pour interagir directement avec Simcenter et le modèle de la

pièce, faire l'analyse , exporter les résultats de l'analyse dans un fichier externe, et ensuite faire appel à un programme Python exécutable qui lui possède toutes les bibliothèques externes et génère les champs stochastiques et les déformations en fonction des données exportées. Ce second script enregistre à son tour toutes les données sur les déformation qui sont réimportés dans le premier script et les déformations appliqués. Un exemple de déformations imposables sur le modèle se trouve en figure 18

Un schéma explicatif de la méthodologie et de l'architecture des codes se trouve en annexe, voir figure 29.

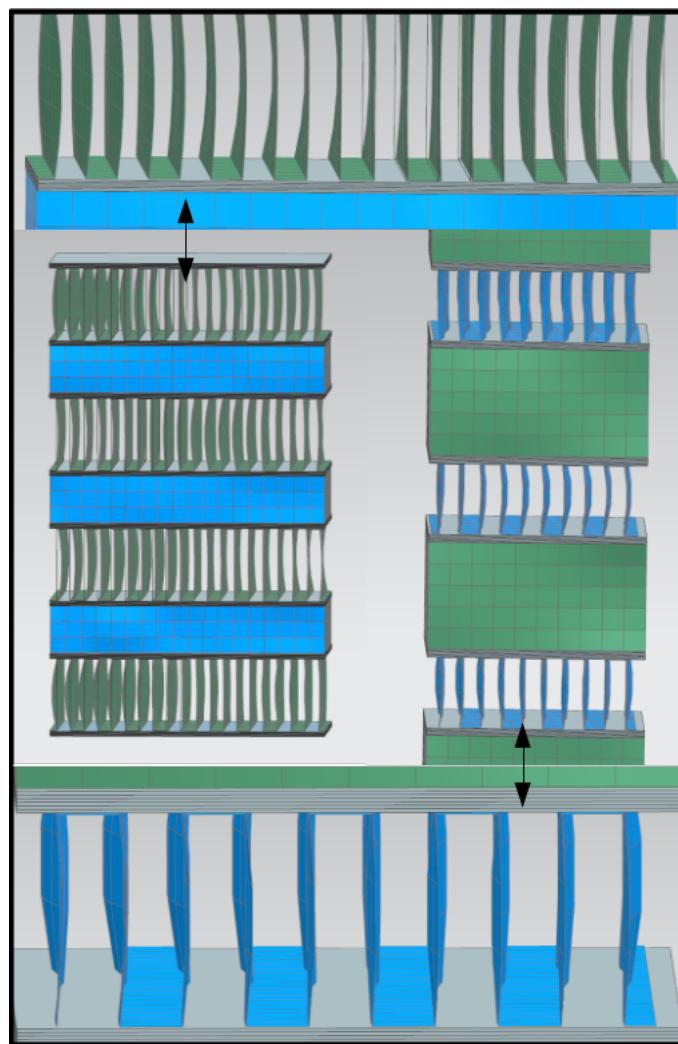


Figure 18: Exemple de déformations possible de l'échangeur de chaleur en couplant champ stochastiques et déformations modales métriques.

1.5.4 Commentaires et mise en contexte

Bien que entièrement fonctionnel, la méthodologie mise en place se heurte encore à des limites externes. En effet, au cours du projet, des questionnements ont eu lieu quant à l'outil à utiliser pour les simulations thermo-mécaniques, et l'utilisation de Simcenter a été remise en question au profit du logiciel Altair. Dans le cas où le choix retomberait sur Altair, la méthodologie développée ne pourra plus être gardée, au vue des différences probablement importantes entre le langage de scriptage d'Altair et de Simcenter.

1.6 Bilan intermédiaire

Au vu des complications ayant étées entraînées par la pandémie de COVID-19, un ralentissement notable dans le secteur de l'aviation a eu des conséquences néfastes sur le projet, et celui-ci a perdu de son importance immédiate chez Phimeca, comme chez les autres entreprises collaborant sur ce projet.

Ce faisant, l'absence de données concernant l'échangeur de chaleur ont entravé sa modélisation, et des discussions avec les collaborateurs des autres entreprises ont soulevé des problèmes dans la modélisation initialement envisagée de l'échangeur. En effet, sans informations supplémentaires ni sur les moyens de fabrication employés, ni les matériaux, ni sur les efforts exercés sur la pièce lors de son utilisation, nous ont empêchés d'inclure certaines grandeurs physiques et efforts sur lesquels nous n'avions pas d'à-priori, notamment la masse intrinsèque au plaques, et la pose des plaques crénelées, qui, se faisant séquentiellement, vont graduellement augmenter les efforts dans les niveaux de plaques inférieurs, et donc provoquer des déformation au fur et a mesure que le système est construit.

Nous avons donc décidé de mettre en pause cette partie du projet tant que des informations supplémentaires n'étaient pas obtenues, et de se concentrer sur l'intégration des codes et méthodes développés dans *openTURNS*, comme de faire une étude plus en détail de l'exemple de la poutre en flexion, et de voir l'implication des différents paramètres de modélisation en jeu lors d'une telle analyse.

2 Intégration des méthodes dans l'environnement d'openTURNS, analyse statistique du modèle de Matérn et de la décomposition de Karhunen Loève, et analyse de sensibilité par métamodèle. 5 derniers mois de stage

Comme mentionné précédemment, ces derniers mois de stage nous ont permis de nous focaliser sur l'intégration des méthodes dans l'environnement d'*openTURNS*, tout comme d'analyser plus en détail la méthode, notamment en étudiant les liens entre les paramètres des champs et leur influence sur l'analyse de sensibilité.

2.1 Intégration dans openTURNS

2.1.1 Spécifications pour l'intégration dans openTURNS

Le but de la partie intégration, était de réécrire les codes de manière à ce qu'il y ait le plus possible de fonction internes à *openTURNS* qui soient utilisées, de ne pas inclure d'autres librairies autres qu'*openTURNS* et la librairie standard de **Python**, tout comme de rendre des codes documentés et lisibles, facilitant la transcription ensuite des codes dans le langage **C++**.

2.1.2 Astuces employées pour l'intégration

Puisque le choix a été fait de travailler dans un cas général de système pouvant prendre en entrée une combinaison arbitraire de lois aléatoires scalaires et de champs aléatoires à dimensions variables, et de retransformer le système de manière à ce qu'il ne prenne en entrée qu'un vecteur aléatoire normal centré réduit, l'utilisation des méthodes incluses dans *openTURNS* était indispensable, notamment pour pouvoir traiter l'ensemble des lois aléatoires présentes dans *openTURNS*, tout comme tout type de champ stochastique, qu'il soit issu de lois de covariance, ou bien à partie d'une régression sur des données.

- **AggregatedKarhunenLoeveResults**

- Pour permettre l'utilisation de tout type de champ, peu importe l'origine, l'idée était de travailler non pas sur le processus stochastique (qui est un objet à part dans *openTURNS*) mais sur l'objet contenant la décomposition de Karhunen-Loève, appelé **KarhunenLoeveResults** dans l'API.
Cet objet permet de passer directement du vecteur centré normal réduit au champ et inversement.
- Pour les lois aléatoires scalaires ceci est encore plus simple, puisque tout les lois scalaires dans *openTURNS* possèdent les méthodes **.Iso-ProbabilisticTransformation** et **.InverseIsoProbabilisticTransformation** qui permettent de passer d'une loi quelconque à une loi normale centrée réduite et inversement.
- Ces objets et méthodes combinées ont permis de créer le premier objet nécessaire à l'analyse de sensibilité sur champs stochastiques

et a été appelé ici **AggregatedKarhunenLoeveResults**. Cet objet est créé en lui fournissant une liste ordonnée de **KarhunenLoeveResults** et de lois de distribution scalaires (il n'est pas possible ici d'utiliser des lois composées, des vecteurs aléatoire ou encore des décompositions de processus stochastiques composés, puisque l'utilisation de tels objets amènerait trop d'ambiguïtés). Ensuite cet objet offre la possibilité de transformer des vecteurs aléatoires centrés normaux réduits (ou ensemble de vecteurs appelés **samples**) en une liste de champs stochastiques et de variables scalaires, ou de faire cette transformation inverse. *Cette modélisation soulève de nombreux problèmes pour le portage de ces codes dans le langage C++, en effet dans ce langage il n'existe pas de conteneur semblable à une liste pouvant contenir des objets de différents types. Cette contrainte impliquera qu'il faudra par-exemple séparer les différents objets et les indexer à part, et reconstruire la liste python dans une sur-couche adaptée.* Cet objet serait entièrement nouveau dans l'environnement *openTURNS*.

- **KarhunenLoeveGeneralizedFunctionWrapper**

- Vu qu'une analyse de sensibilité s'appuie toujours sur une combinaison particulière de lois aléatoires et d'un système à analyser, il fallait un moyen simple pour permettre de facilement changer des paramètres dans les lois aléatoires, sans pour autant compromettre l'interaction lois/modèle. En effet, changer des paramètres comme le seuil d'approximation (*threshold*) de la méthode de Karhunen-Loève sur un champ stochastique a de très importants effets sur le nombre de modes à utiliser pour représenter le champ avec une telle précision (dans le pire des cas, le nombre de modes serait égal au nombre d'élément contenus dans l'espace discrétilisé sur lequel on représente le champ).

Ceci implique donc que le vecteur aléatoire qui pilote nos champs et variables scalaires est de taille variable, ce qui rend difficile, voire impossible de manuellement réécrire la fonction représentant notre système pour qu'elle prenne en entrée seulement le vecteur aléatoire. Ceci devient vraiment visible lorsqu'on cherche à faire une analyse de l'influence des paramètres des lois aléatoires sur l'analyse de Sobol', vu qu'à priori, à *threshold* constant, toute combinaison différente de paramètres des champs stochastiques va entraîner une longueur différente du vecteur aléatoire censé piloter notre système.

Ceci fait que dans la philosophie de cette méthode, on travaille surtout avec des fonctions prenant en entrée une liste de champs (appelés **Field** dans *openTURNS*) et de variables scalaires, ou encore prenant en entrée une liste d'échantillons de champs et d'échantillons de points, si la fonction a été écrite pour traiter de nombreux cas en parallèle par exemple.

Pour supprimer ce besoin de réécrire la fonction manuellement pour qu'elle prenne en entrée le vecteur aléatoire, on a créé un *wrapper* qui permet de transformer la fonction du système réel en une nou-

velle fonction ne prenant en entrée que ce vecteur aléatoire. Cet objet s'appelle **KarhunenLoeveGeneralizedFunctionWrapper** et prend en entrée le modèle "réel" et l'objet **AggregatedKarhunenLoeveResults** défini précédemment.

- **KarhunenLoeveSobolIndicesExperiment**

- Pour la partie analyse de sensibilité, nous utilisons la méthode classique basé sur une expérience de monte-Carlo, comme introduit dans la méthode issue du papier de [Wei et al., 2017]. La différence avec la méthode classique basée sur monte-Carlo pour le calcul des indices de Sobol' est la manière de générer la matrice des mélanges. Le schéma explicatif de ce mélange se trouve en figure 7.

L'implémentation de ce mélange se fait simplement, et peut facilement se traduire en C++. Pour la construction de l'objet permettant la génération d'échantillons, nous passons l'objet **AggregatedKarhunenLoeveResults**, la taille de l'échantillon et le booléen indiquant si l'on souhaite calculer les indices du second ordre ou non. Cette classe est appelée ici **KarhunenLoeveSobolIndicesExperiment**. Cette classe est conforme à la classe **SobolIndicesExperiment** dans *openTURNS*, pour un fonctionnement identique des codes.

- **KarhunenLoeveSobolIndicesExperiment**

- Enfin, pour le calcul même des indices de Sobol', différentes méthodes existent. Pour n'en citer que celles qui sont implémentées dans *openTURNS*, il y a la méthode de *Martinez*, de *Saltelli*, de *Jansen* ou encore de *Mauntz Kucherenko*. Comme ces méthodes utilisent uniquement la réponse du modèle aux valeurs contenues dans la matrice de mélange il n'y a à-priori pas besoin d'avoir des informations concernant la matrice de mélange.

Néanmoins, les classes pour le calcul des indices de Sobol' d'*openTURNS*, requièrent en entrée la matrice de mélange, premièrement pour récupérer le nom des différentes variables, et vérifier si la dimension de la matrice de mélange est bien cohérente avec le nombre d'éléments contenus dans la réponse du modèle, en se basant sur la formule $N(2+d)$, N étant la taille de l'échantillon, et d la dimension du problème.

Dans le cas de la méthode impliquant la décomposition de Karhunen-Loève, la dimension de la matrice de mélange est généralement supérieure à la dimension réelle du problème, et les fonctions pour le calcul des indices implémentés dans *openTURNS* ne peuvent pas directement être utilisées.

Il est possible créer une "fausse" matrice de mélange vide et qui est de la bonne dimension pour parvenir à tromper les méthodes d'*openturns*. Ceci est facilité par un objet appelé **KarhunenLoeveSobolIndicesExperiment** qui prend en entrée la matrice de mélange et la réponse du modèle, tout comme un des estimateurs d'*openTURNS*. Ceci permet de garder une utilisation qui reste très proche des modules déjà implémentés.

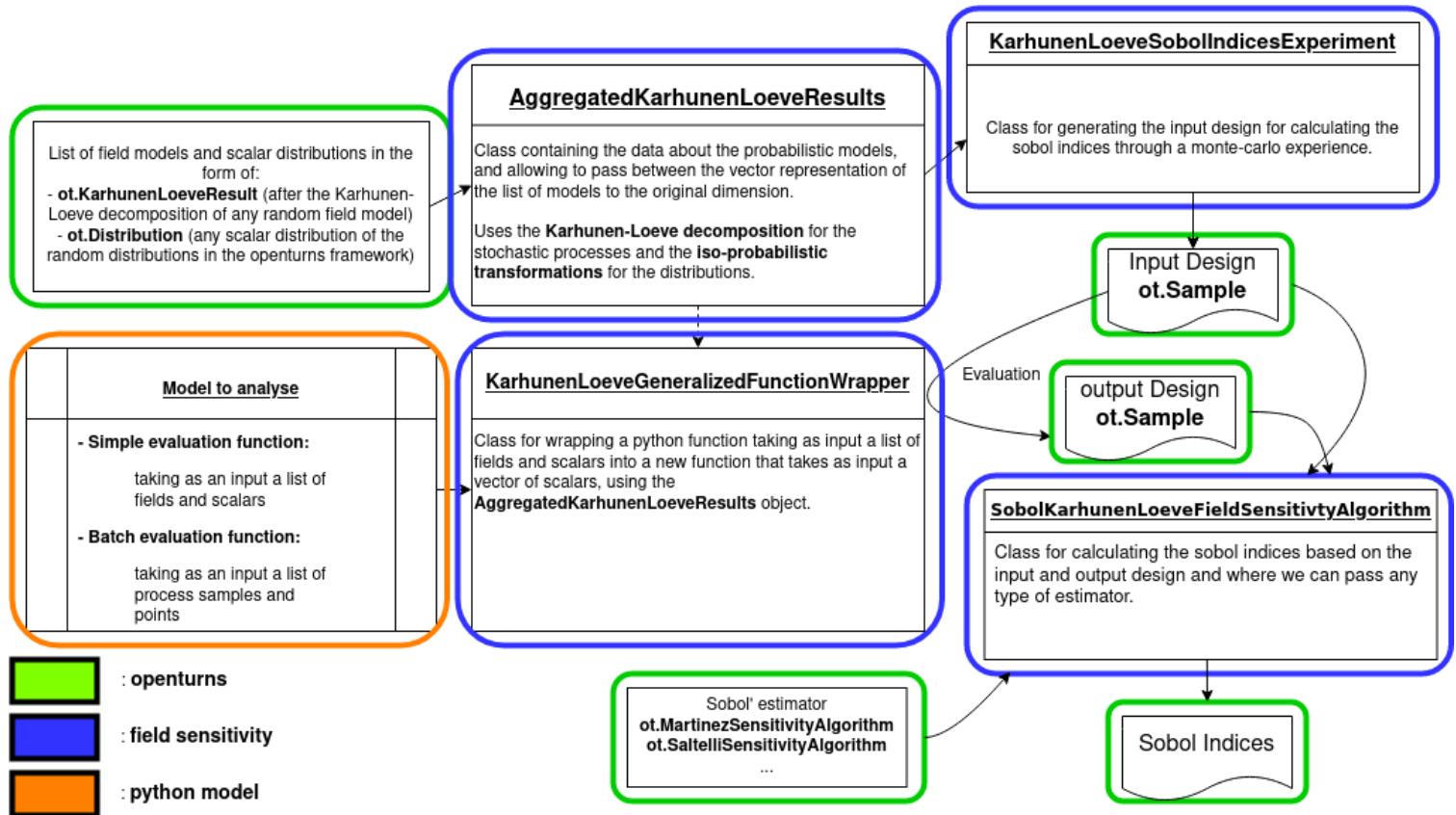


Figure 19: Schéma de l’architecture des codes proposée, en bleu les nouveaux codes

2.1.3 Présentation devant le comité d’openTURNS

Cette méthode a été présentée devant le comité d’*openTURNS* pour voir si elle pouvait directement s’insérer dans ce module et si elle rentrait bien dans sa philosophie. Après discussion, il en est sortit que la méthode était intéressante d’un point de vue méthodologique, puisque certains acteurs, notamment **Airbus**, ont souvent affaire à des modèles où sont impliqués divers champs aléatoires de dimension différente, par exemple en essayant d’introduire des déformations surfaciques et des variations de température volumiques dans une pièce d’avion en utilisant des champs stochastiques.

Mais l’implémentation de cette méthode a néanmoins ses limites, notamment de part sa trop grande spécialisation.

En effet, cette méthode utilise uniquement la décomposition de Karhunen-Loeve pour faire le lien entre l’espace quelconque et l’espace de référence normal centré réduit, et il existe d’autres méthodes pour faire ce lien, par exemple la méthode du chaos-polynomial, non exploré ici. Il serait intéressant de généraliser encore plus cette méthode en laissant l’utilisateur choisir quelle méthode il souhaite choisir pour représenter ses champs.

2.2 Analyse plus détaillée du lien entre paramètres des champs stochastiques et indices de Sobol, et introduction d'un métamodèle par Krigeage.'

Une des difficultés lors d'une analyse de sensibilité par expérience de Monte-Carlo, est le nombre d'appels important de la fonction représentant notre modèle à analyser. Dans certains cas ou le temps d'évaluation d'une réalisation met plusieurs heures voir jours à se réaliser l'analyse devient impossible à effectuer. Ceci est encore plus vrai dans la méthode que nous avons introduit, car les champs stochastiques s'appliquent sur des maillages - impliquant l'utilisation d'éléments finis, et les simulations de déformation ou de transfert de chaleur par exemple sont des processus très longs.

Pour parvenir quand même à effectuer l'analyse de sensibilité sur le modèle, une des possibilités est d'introduire une fonction de haut niveau, qui par optimisation sur un ensemble d'évaluations limité du modèle va parvenir à simuler la réponse du modèle pour d'autres valeurs d'entrée. Bien-sûr, cette fonction de haut niveau aura un temps d'exécution inférieur de plusieurs ordres de grandeur au modèle d'origine (généralement inférieur à la seconde). Cette nouvelle représentation du modèle s'appelle **métamodèle**. Il existe différentes méthodes pour créer des métamodèles, notamment les méthodes basées sur le chaos-polynomial, la méthode du Krigeage, ou encore des méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning). Dans notre cas nous allons seulement explorer cette méthode en utilisant un métamodèle par Krigeage, pour rester dans le cadre du projet.

En plus de l'analyse des effets qu'à l'utilisation d'un métamodèle par Krigeage sur l'analyse de Sobol', nous allons étudier le modèle de covariance que nous avons majoritairement utilisé, le modèle de Matérn, tout comme l'effet de ses paramètres sur la décomposition de Karhunen-Loève. Pour l'analyse de sensibilité nous allons réutiliser notre exemple de poutre en flexion se trouvant dans la section **Création d'un modèle d'analyse simple, développement des premiers codes - Modèle éléments finis simple - page 9..**

2.2.1 Analyse du modèle de Matérn

Le modèle de Matérn, ou encore appelé noyau de Matérn est une fonction de covariance souvent utilisée pour modéliser des champs stochastiques. Elle définit la covariance statistique entre deux points d'un espace métrique. Comme cette fonction de covariance est uniquement dépendante de la distance entre deux points elle est stationnaire, si la distance est euclidienne elle est aussi isotropique.

La fonction de covariance du modèle de Matérn dans un espace $X : \omega \times D \rightarrow \mathbb{R}$ est donnée par :

$$C = \sigma^2 \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\sqrt{2\nu} \left\| \frac{s-t}{\theta} \right\|_2 \right)^\nu K_\nu \left(\sqrt{2\nu} \left\| \frac{s-t}{\theta} \right\|_2 \right), \forall (s,t) \in D \times D \quad (35)$$

et la fonction de corrélation ρ par :

$$\rho(s,t) = \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\sqrt{2\nu} \|s-t\|_2 \right)^\nu K_\nu \left(\sqrt{2\nu} \|s-t\|_2 \right), \forall (s,t) \in D \times D \quad (36)$$

avec :

- θ : coefficient d'échelle (scale)
- σ : amplitude du processus
- ν : coefficient ν
- Γ : Fonction Gamma
- K : Fonction de Bessel

Nous allons étudier l'influence des paramètres contrôlables de ce modèle, notamment les paramètres d'échelle et le coefficient ν , sur un maillage de 100 éléments de longueur unitaire et avec une amplitude fixée à 10. Comme nous observons toujours les réalisations d'un champ sur un espace borné, les paramètres d'échelle et les dimensions de l'espace s'influencent mutuellement. Pour mitiger cela, nous allons toujours étudier nos observations en fonction du rapport entre le facteur d'échelle et la norme de l'espace. De même pour l'amplitude et les variances, nous allons représenter le rapport entre l'écart type et l'amplitude pour normaliser les résultats.

D'abord l'évolution du rapport entre l'écart-type et l'amplitude du modèle par rapport au rapport entre le facteur d'échelle et la norme de l'espace, pour l'écart-type intra-réalisation :

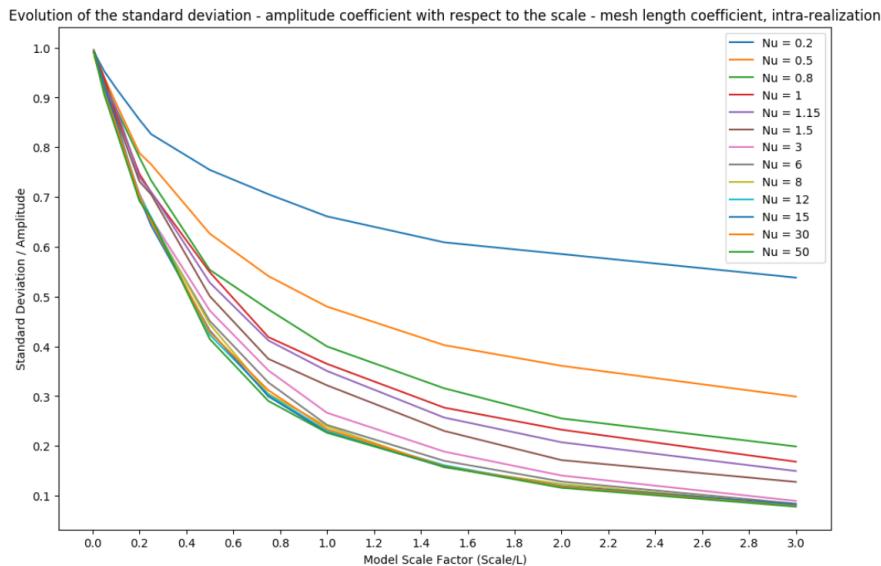


Figure 20

Nous observons que globalement, lorsque le rapport entre le facteur d'échelle et la norme de l'espace baisse, l'écart type intra-réalisation tend vers l'amplitude. Ceci veut dire qu'au sein d'une unique réalisation de ce modèle sur le maillage, on va pouvoir observer d'importantes variations d'amplitude. Au niveau du coefficient nu, on observe que plus celui-ci est bas (< 1), plus les variations d'amplitude au sein d'une même réalisation vont être importantes.

On peut aussi observer le nombre de moyen de maximums locaux par unité de longueur par rapport au rapport entre le facteur d'échelle et la norme de l'espace :

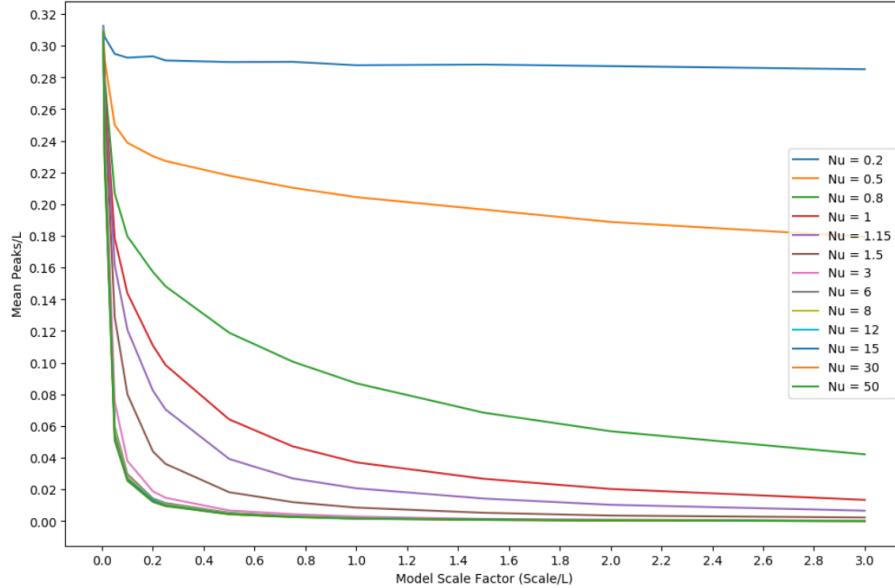


Figure 21

Comme pour mesurer un maximum il faut que les deux valeurs adjacentes lui soient inférieures, il faut au moins 3 nœuds du maillage pour qu'un maximum puisse être défini . Un rapport de 0.3 signifie ici que le champ stochastique est très saccadé avec une alternance de maximums et minimums locaux. Plus le coefficient ν est grand, moins le comportement est saccadé.

Finalement, on observe que pour un ν supérieur à 3, son influence reste globalement identique sur le champ.

Avec ces figures il serait à priori possible de déterminer quels paramètres du modèle de Matérn choisir à partir d'observations mesurées sur un échantillon sujet à des variabilités stochastiques, en mesurant par exemple le nombre de maximums locaux par élément de longueur et l'écart type des valeurs mesurées par échantillon.

Pour l'écart type inter-réalisation, celui-ci est équivalent à l'amplitude du modèle de Matérn, par définition.

Maintenant observons les effets de ces paramètres sur le comportement de la décomposition de Karhunen-Loève du champs stochastique.

2.2.2 Interaction entre la modèle de Matérn et la décomposition de Karhunen-Loève

La décomposition de Karhunen-Loève d'un processus stochastique est sa représentation en tant que combinaison linéaire infinie de fonctions orthogonales, similairement à la décomposition de Fourier, sur un intervalle borné.

Contrairement à la décomposition en série de Fourier où les coefficients sont des nombres fixes et la base d'expansion est un ensemble de fonctions sinusoïdales, dans le cas de la décomposition de Karhunen-Loève les coefficients sont des variables aléatoires et la base d'expansion dépend du processus. Le choix de la base orthogonale va dépendre de la fonction de covariance du processus.

L'idée essentielle pour la décomposition de Karhunen-Loève est de résoudre l'équation intégrale de Fredholm associée au noyau du processus, ce qui définit un espace de Hilbert à noyau reproduisant. Les solutions à ce problème sont soit analytiques soit basées sur des méthodes numériques. Pour un processus stochastique Gaussien on peut écrire la décomposition de Karhunen-Loève tronquée à l'ordre M suivante:

$H(\mathbf{x}, \theta)$	Approx. Procéssus Gaussien
λ_i	Valeur Propre de la matrice de covariance
ξ_i	Variable Normale Centrée Réduite
$\varphi_i(\mathbf{x})$	Vecteur propre de la matrice de covariance

$$H(\mathbf{x}, \theta) = \sum_{i=1}^M \sqrt{\lambda_i} \xi_i(\theta) \varphi_i(\mathbf{x}); \quad (37)$$

Chaque réalisation de ce champ peut ensuite être représentée comme un vecteur de scalaires unique à cette réalisation. La décomposition de Karhunen-Loève permet d'avoir une bijection entre l'espace de réalisation du champ et un espace \Re^M de variables suivant une loi normale centrée réduite. Ceci est aussi intéressant du fait qu'il est possible d'explorer l'ensemble de l'espace du champ en utilisant des échantillonnages (type LHS) dans l'espace \Re^M .

La décomposition de Karhunen-Loeve est entièrement définie dans *open-TURNS*, que ce soit pour la décomposition de Karhunen-Loève des fonctions de covariance avec **ot.KarhunenLoeveP1Algorithm** qui utilise une base fonctionnelle pour approximer la fonction de covariance et

ot.KarhunenLoeveQuadratureAlgorithm qui utilise une approximation quadratique de l'intégrale du problème de Fredholm. Pour la décomposition d'échantillons il y a l'approche SVD qui utilise une version modifiée de l'approximation quadratique en approximant d'abord la fonction de covariance sur l'échantillon.

Le paramètre commun à ces méthodes et le seuil qui détermine l'amplitude relative minimale des valeurs propres à considérer lors de la décomposition par rapport à la somme des valeurs propres précédentes. Ce paramètre détermine donc la précision de l'approximation tout comme le nombre de modes nécessaires pour représenter le processus.

Nous allons observer l'effet qu'a le seuil sur la précision de l'approximation de Karhunen-Loève du modèle de Matérn étudié précédemment. Pour cela nous allons observer l'évolution des courbes tracées précédemment pour caractériser le modèle de Matérn en approximant à chaque fois le modèle avec différents seuils.

D'abord l'évolution du rapport entre l'écart type intra réalisation et l'amplitude du processus :

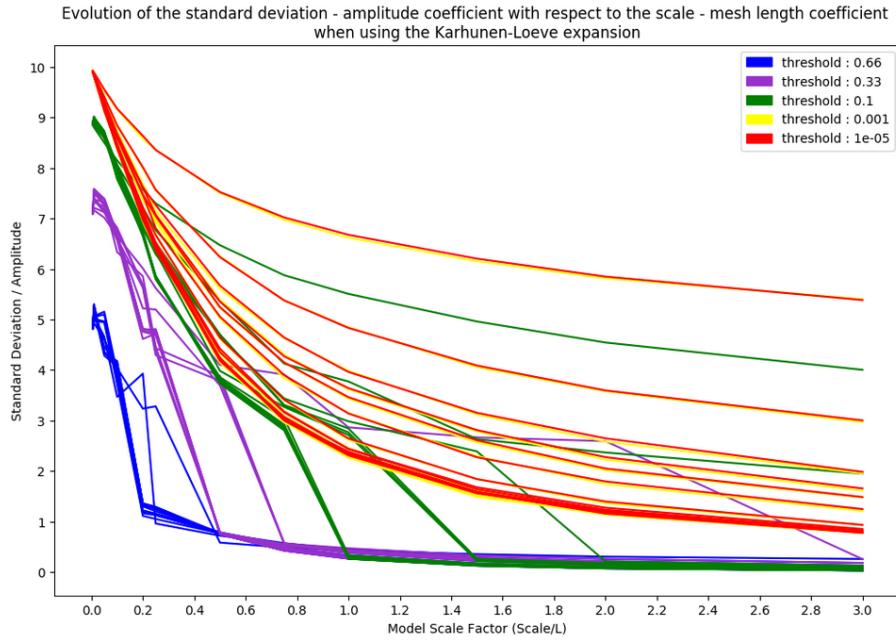


Figure 22

Chaque couleur du graphique représente l'ensemble de la figure 20 approximé avec un seuil différent. On observe que plus le seuil est petit, plus l'approximation est bonne pour les modèles ayant un faible Nu et un faible rapport entre facteur d'échelle et taille du domaine.

Ces modèles étant ceux avec le plus grand écart-type intra réalisation, ce sont ceux avec la plus grande variabilité au sein d'une même réalisation, et la représentation de cette complexité nécessite un nombre plus important de modes, donc un seuil plus faible.

On observe aussi ici que l'approximation est suffisante une fois le seuil inférieur ou égal à $1e - 3$, *on pourrait supposer ici que cette limite est en lien avec le domaine de définition du processus, qui ici ne possède que 100 nœuds.*

On observe un résultat similaire avec le nombre moyen de maximums locaux par élément de longueur:

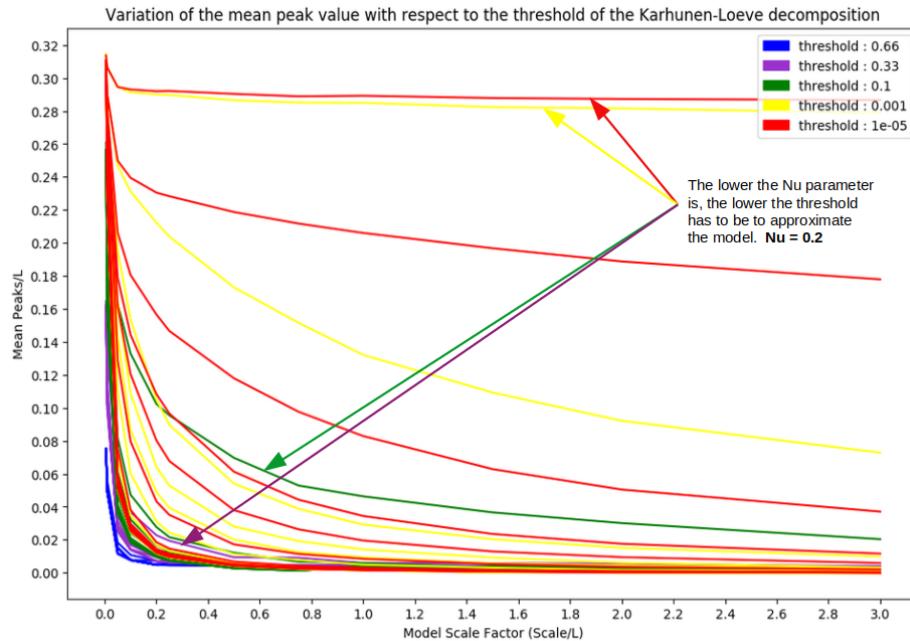


Figure 23

Plus le seuil est grand, moins il est possible de simuler des champs avec un nombre importants de maximums locaux par élément de longueur, en d'autres termes l'on ne peut pas simuler de champs bruités qu'avec un seuil faible.

2.2.3 Interaction entre les paramètres des variables aléatoires et indices de Sobol', et analyse de sensibilité par création de métamodèle

Pour montrer l'influence des paramètres des lois aléatoires qui sont utilisées pour modéliser l'incertitude dans un système sur les indices de Sobol', nous avons fait une étude statistique avec 100 combinaisons de paramètres différents et calculé les indices de Sobol' correspondants. Le modèle analysé était le modèle de poutre en flexion présenté précédemment. Nous avons cette fois enlevé l'incertitude dans la densité, puisque nous avons observé qu'elle n'avait pas d'influence sur cette étude.

Pour arriver à montrer qu'il était possible de simuler correctement le modèle par l'intermédiaire de la décomposition de Karhunen-Loeve, nous avons pour chaque combinaison de paramètres, créés un métamodèle par Krigeage appris sur un échantillon de taille réduite et refait l'analyse de sensibilité sur ce nouveau modèle.

Interaction entre paramètres de lois probabilistes et indices de Sobol'
Dans le cas de l'exemple de la poutre en flexion, quatre évènements aléatoires

sont en jeux. La norme de la force appliquée et le décalage du point d'application par rapport au centre de la poutre sont deux évènements qui suivent des lois normales, et ont pour seul paramètre variable l'écart-type.

Ensuite viennent le diamètre et le module de Young de la poutre en fonction de son axe, qui sont quant à eux deux évènements aléatoires modélisables par des processus stochastiques, dont les paramètres vont dépendre du modèle de covariance qui aura été choisi. Dans notre cas nous avons choisi d'utiliser le modèle de Matérn pour les raisons citées plus haut. Le modèle de Matérn a comme paramètres possibles le facteur d'échelle θ , le coefficient ν qui détermine l'instabilité du processus, et enfin l'amplitude σ .

Pour correctement effectuer cette analyse nous avons du fixer quelques paramètres. D'abord les moyennes de tout les processus stochastiques et variables aléatoires étaient fixées à une constante représentative du modèle. Ensuite les extremaums des paramètres des processus stochastiques ont été choisi en accord avec les résultats trouvés sur le modèle de Matérn. En effet, pour le facteur d'échelle, explorer l'espace entre 0.2 et 1. est suffisant pour observer l'ensemble des comportements possibles avec le modèle de Matérn. Ensuite nous avons aussi vu que pour le coefficient nu, explorer les valeurs entre 0.3 et 3 est aussi suffisant pour observer une grande partie des comportements possibles de ce modèle. Pour l'ensemble des amplitudes des champs et les écarts types de variables aléatoires, le choix a été de les garder entre 0.1% et 10% de la moyenne du processus ou variable aléatoire associée.

Ensuite chacun de ces paramètres est modélisé par une loi uniforme:

$$\begin{aligned}\sigma_{Young} &\sim U(0.001, 0.1) * 210000 \text{ (MPa)} \\ \theta_{Young} &\sim U(0.2, 1.) * 1000 \text{ (mm)} \\ \sigma_{Diam} &\sim U(0.001, 0.1) * 10 \text{ (mm)} \\ \theta_{Diam} &\sim U(0.2, 1.) * 1000 \text{ (mm)} \\ \sigma_{NormeForce} &\sim U(0.001, 0.1) * 100 \text{ (N)} \\ \sigma_{PosForce} &\sim U(0.001, 0.1) * 500 \text{ (mm)} \\ \sigma_\nu &\sim U(0.3, 3)\end{aligned}$$

En représentant ces paramètres sous forme de vecteur aléatoire et en repassant dans l'espace normal centré réduit avec la transformé iso-probabiliste, on peut utiliser la méthode d'échantillonage de l'hyper-cube latin pour explorer au mieux toutes les combinaisons de valeurs avec une taille d'échantillon de 100 points.

Chacun des points de l'échantillon va permettre d'avoir une combinaison particulière de modélisations probabilistes des variables d'entrée du modèle. Pour chaque combinaison de modèles particuliers on va venir générer plusieurs plans d'expérience. D'abord un échantillon pour le calcul des indices de Sobol' de taille 1000 pour le modèle réel, ensuite un échantillon de taille 50000 pour le calcul des indices de Sobol' sur les méta-modèles, et ensuite 3 hypercubes latins de taille 25, 50 et 100 respectivement, pour la création de méta-modèles par Krigeage.

L'on va ensuite évaluer le modèle sur le plan d'expérience du calcul des indices de Sobol' et les 3 hypercubes latins, pour calculer les indices de Sobol'

réels du modèle, et créer 3 méta-modèles de la poutre en flexion. Finalement on va venir évaluer le plan d'expérience de taille 50000 sur les 3 méta-modèles et récupérer les indices de Sobol' correspondants. Les résultats sont ensuite stockés dans un fichier .csv.

Pour observer l'interaction entre modèles probabilistes et indices de Sobol', une visualisation sous forme de *scatter matrix* est utilisée, qui permet dans un échantillon multi-dimensionnel de visualiser toutes les données l'une en fonction de l'autre, voir figure 24.

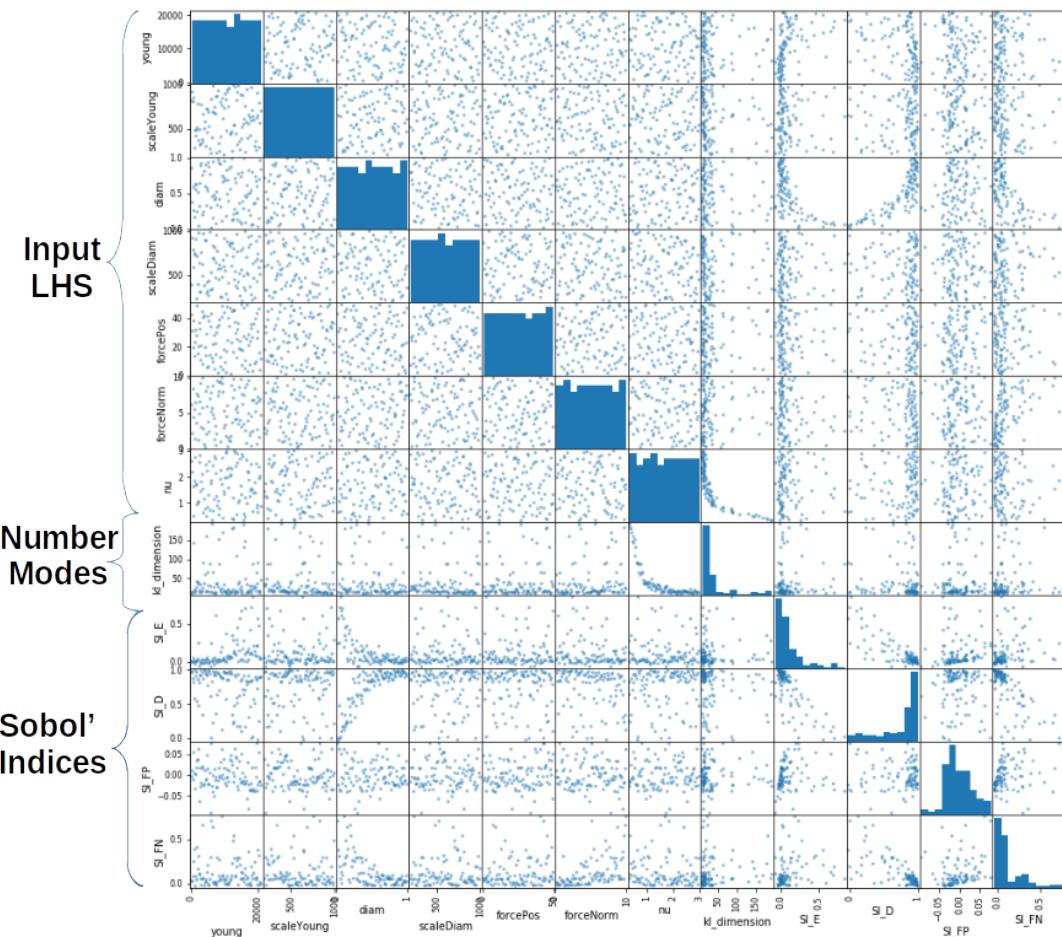


Figure 24: "Scatter Matrix" permettant de visualiser le données avec la bibliothèque Pandas.

En observant plus en détail les histogrammes des indices de Sobol' en figure 25, on voit que peu importe la configuration des paramètres des modèles aléatoires, certains facteurs du modèle ont significativement plus d'influence que d'autres. On observe notamment que la déflexion maximale de la poutre est surtout sensible dans la majorité des cas à l'incertitude stochastique du diamètre de la poutre. Cette sur-représentation du diamètre peut être du au fait

que les bornes de variation du diamètres aient été mises à 10% de sa valeur moyenne, et non pas à la valeur obtenue lorsqu'on limite la variation de l'aire de la poutre à 10%. Ici, 10% de variation du diamètre entraînent environ 18% de variation de l'aire.

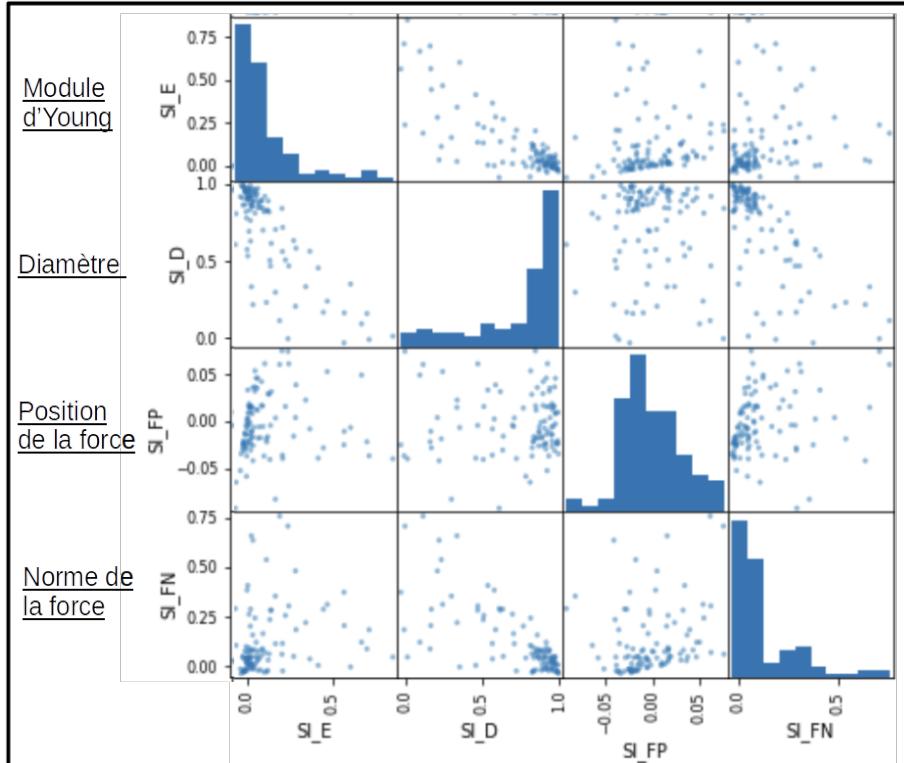


Figure 25: Détail des histogrammes des indices de Sobol'.

On peut cependant remarquer que même si certains indices de Sobol' ressortent plus que d'autres, la plage de variation de l'indice de Sobol' pour une entrée donnée peut être très importante en fonction du modèle probabiliste.

Il n'est néanmoins pas possible d'extraire des informations générales sur l'interaction entre paramètres du modèle et indices de Sobol', car ce lien est entièrement contenu dans le modèle à analyser et est à priori unique à ce modèle.

Calcul des indices de Sobol' par métamodèle Comme évoqué dans la section précédente, en parallèle du calcul des indices de Sobol' sur le modèle réel, on évaluait ce modèle sur un plan d'expérience par LHS de taille réduite. La paire échantillon / sortie du modèle servait ensuite à créer un métamodèle par Krigeage.

Le Krigeage est une méthode d'interpolation où les valeurs interpolées sont approximées par des processus gaussiens. C'est une méthode d'estimation linéaire garantissant le minimum de variance. Cette méthode permet de créer une fonction approximant notre modèle réel. Plus le nombre de points est important

plus le Krigeage est précis et permet d'approximer le modèle. Cette méthode est entièrement implémentée dans **openTURNS**.

Pour parvenir à visualiser l'effet qu'a individuellement l'approximation de Karhunen-Loève sur chacun des indices de Sobol', une interface graphique a été écrite pour permettre de changer entre différents indices de Sobol' et différents paramètres tel que le coefficient ν ou le seuil de l'approximation de Karhunen-Loève, voir figure 26.

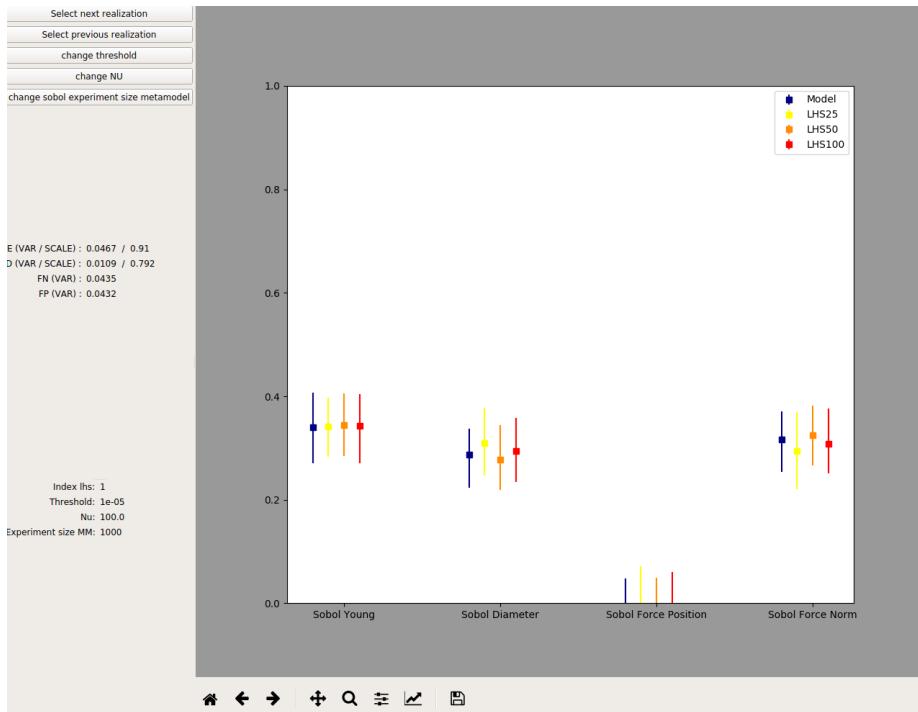


Figure 26: Interface pour la visualisation des indices de Sobol'.

Néanmoins, il a été jugé plus pertinent de continuer la visualisation en utilisant pandas, car on voit des interactions plus globales. Pour le métamodèle construit sur un hypercube latin de taille 25, on peut observer les mêmes formes d'histogrammes que pour le modèle réel, comme montré sur la figure 27. Ceci confirme qu'il est possible de calculer les indices de Sobol' par l'intermédiaire d'un métamodèle par Krigeage ; pour la représentation vectorielle par l'intermédiaire de Karhunen-Loève d'un modèle régit par des processus-stochastiques et des variables aléatoires.

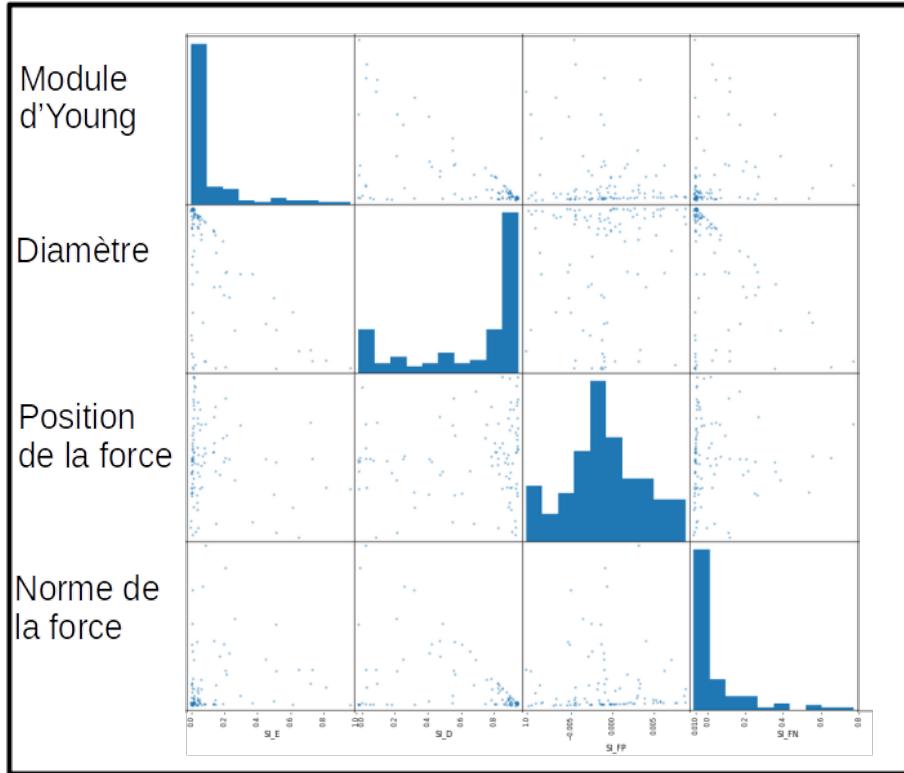


Figure 27: Détail des histogrammes des indices de Sobol' calculés avec le méta-modèle par Krigeage sur échantillon de 25 points.

Chaque méta-modèle a passé une étape de validation où le coefficient de détermination linéaire de Pearson, R^2 , a été calculé. Ce coefficient mesure la qualité de la prédiction d'une régression linéaire. Sa mesure est:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (38)$$

Pour le méta-modèle construit sur l'échantillon créé à partir de l'hypercube latin de 25 points, on peut tracer la courbe du R^2 en fonction de la taille du vecteur d'entrée du modèle, voir figure 28.

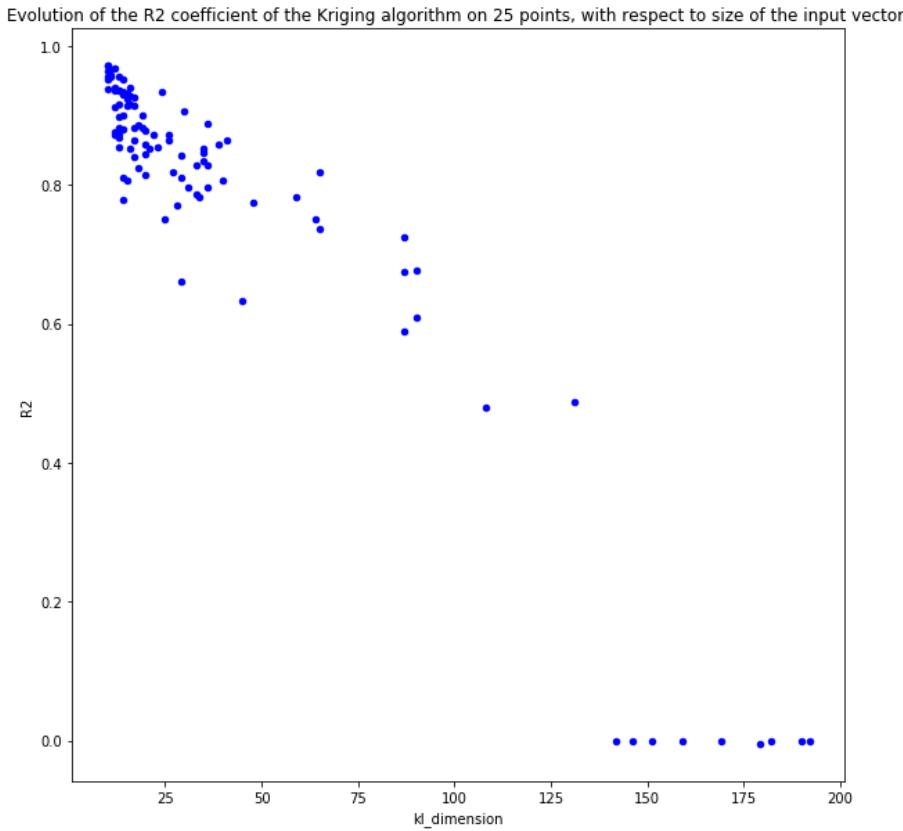


Figure 28: Évolution du coefficient de détermination linéaire de Pearson en fonction de la taille du vecteur d'entrée du modèle

On voit qu'à partir d'une dimension de taille 50, l'approximation par Krigeage devient mauvaise, avec un coefficient R2 de 0.6, puis au dessus d'une dimension de 125 l'algorithme de Krigeage n'arrive plus à trouver de métamodèle fonctionnel. Ceci est cohérent puisque lorsque la dimension de l'échantillon est supérieure au nombre de points, il n'y a plus une diversité d'échantillon assez importante pour pouvoir caractériser le modèle.

3 Conclusions

Ce stage aura été l'occasion d'explorer en détail l'utilisation des processus stochastiques pour les analyses de sensibilité en ingénierie mécanique. En plus de développer des méthodes quasi-fonctionnelles pour répondre au besoin du projet DALI, des implémentations de méthodes d'analyse de sensibilité récentes sur les processus stochastiques couplé à des méthodes déformation modales représente un apport nouveau à ce domaine et permet de répondre à des besoins d'analyse précis.

Mais bien que ces techniques aient montré leur potentielles preuves, il reste encore à relier celles-ci et l'étude sur l'échangeur de chaleur tout comme a y in-

tégrer les données issues des tests pour finaliser ce projet. De plus, il reste aussi à modifier les méthodes informatiques pour accepter tout type de représentation vectorielle alternative des processus stochastiques, autre que la méthode de Karhunen-Loève.

Enfin d'un point de vue personnel , ce stage aura rendu possible la maîtrise de nombreux outils informatiques, notamment le langage Python et la bibliothèque openTURNS, tout comme théoriques, sur les champs stochastiques, les métamodèles et aussi l'analyse de sensibilité. Tout ces outils sont aujourd'hui entrelacés, et leur maîtrise est nécessaire que ce soit pour le domaine de l'ingénierie fiabiliste, de la data-science, ou encore dans celui de la recherche.

References

- [Dumas, 2017] Dumas, A. (2017). Lois asymptotiques des estimateurs des indices de sobol. *confidentiel EDF*.
- [Goka, 2019] Goka, E. (2019). Analyse des tolérances des systèmes complexes – Modélisation des imperfections de fabrication pour une analyse réaliste et robuste du comportement des systèmes.
- [Janon et al., 2014] Janon, A., Klein, T., Lagnoux, A., Nodet, M., and Prieur, C. (2014). Asymptotic normality and efficiency of two sobol index estimators. *ESAIM: Probability and Statistics*, 18:342–364.
- [Lilburne and Tarantola, 2009] Lilburne, L. and Tarantola, S. (2009). Sensitivity analysis of spatial models. *International Journal of Geographical Information Science*, 23(2):151–168.
- [Michaël Baudin and Popelin, 2015] Michaël Baudin, Anne Dutfoy, B. I. and Popelin, A.-L. (2015). Openturns: An industrial software for uncertainty quantification in simulation.
- [Pronzato, 2019] Pronzato, L. (2019). Sensitivity analysis via Karhunen–Loève expansion of a random field model: Estimation of Sobol’ indices and experimental design. *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, 187:93–109.
- [Shang and Yun, 2013] Shang, S. and Yun, G. J. (2013). Stochastic finite element with material uncertainties: Implementation in a general purpose simulation program. *Finite Elements in Analysis and Design*, 64:65–78.
- [Sudret and Kiureghian, 2000] Sudret, B. and Kiureghian, A. D. (2000). Stochastic Finite Element Methods and Reliability A State-of-the-Art Report. *ResearchGate*.
- [Vink, 2020] Vink, R. (2020). A nonlinear water accumulation analysis in Python - Ritchie Vink. [Online; accessed 2. Mar. 2020].
- [Wei et al., 2017] Wei, P., Wang, Y., and Tang, C. (2017). Time-variant global reliability sensitivity analysis of structures with both input random variables and stochastic processes. *Struct. Multidiscip. Optim.*, 55(5):1883–1898.

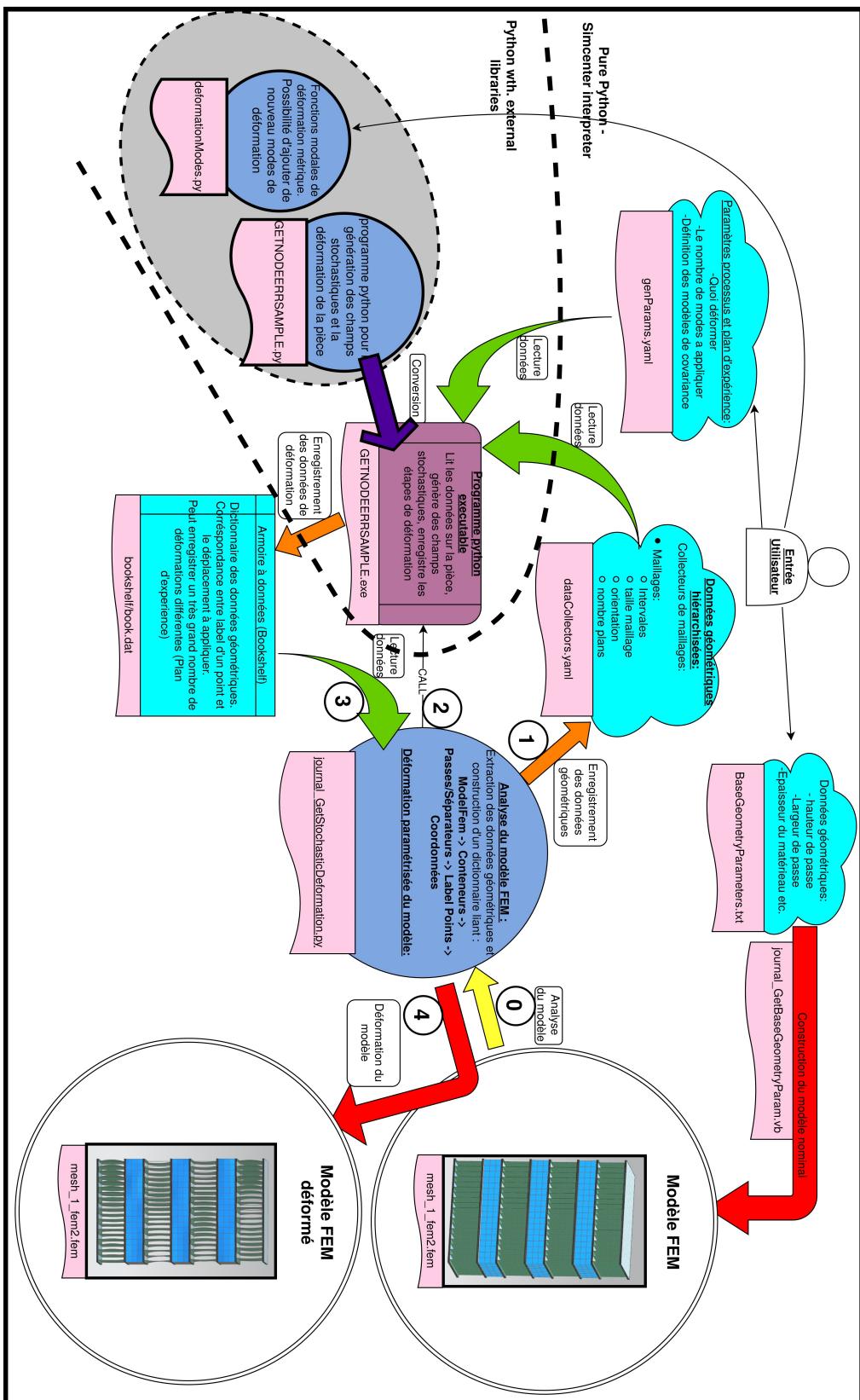


Figure 29: Architecture des programmes servant à introduire des déformations pilotées par champ stochastique dans l'échangeur de chaleur