

**PROPOSITION DE SUJET DE THESE**

**Intitulé : Développement de modèles de machine learning adaptatif pour la détermination et dispersion de trajectoires d'engins hypersoniques**

Référence : **MFE-DAAA-2024-19**  
(à rappeler dans toute correspondance)

**Début de la thèse** : 01/10/2024

**Date limite de candidature** : 01/05/2024

**Mots clés**

Processus Gaussien, hypersonique, simulation de trajectoire

**Profil et compétences recherchées**

Master 2 / diplôme d'ingénieur

Compétences en mécanique des fluides compressibles et méthodes numériques ou en machine learning.

**Présentation du projet doctoral, contexte et objectif**Contexte :

Cette offre de thèse s'intéresse principalement à la modélisation par des méthodes de type « processus Gaussien » (Williams, 2006) des coefficients aérodynamiques d'un engin en vol, dans le but d'étudier les trajectoires qu'il peut suivre.

Problématique :

La conception d'un engin hypersonique passe par la détermination des trajectoires qu'il est susceptible de suivre. L'objectif est par exemple de vérifier que les paramètres de vol restent dans les limites du dispositif de pilotage, ou encore de définir une enveloppe de vol (zone de retombée ou altitude maximale d'une fusée sonde par exemple).

La simulation de trajectoires d'un véhicule résulte de l'intégration numérique d'un système d'équations différentielles ordinaires (ODE - Ordinary Differential Equation) traduisant la dynamique du vol et intégrant l'ensemble des efforts et moments agissant sur le véhicule. Cette intégration repose sur des méthodes numériques avec des intégrateurs (par exemple de type Runge-Kutta) nécessitant de très nombreuses évaluations des performances aéro-propulsives du véhicule afin d'estimer avec précision la trajectoire suivie.

Les performances aérodynamiques peuvent être estimées à l'aide de la mécanique des fluides numérique (CFD). Cependant, étant donné les coûts de calcul associé, l'appel aux outils de CFD directement dans l'intégration numérique d'une trajectoire est prohibitif.

Une des possibilités pour contourner cette limitation repose sur l'utilisation de modèles de substitution, ou méta-modèles, qui sont définis à partir d'une base de données d'un nombre restreint de calculs CFD. Le coût d'appel à ces méta-modèles est alors négligeable en comparaison du coût d'un calcul CFD.

Dans cette thèse, on s'intéresse à quatre sources d'incertitudes pesant alors sur les trajectoires :

1. La précision des calculs CFD ;
2. L'erreur de modélisation d'un méta-modèle défini avec un nombre limité de données d'entraînement ;
3. L'erreur venant du processus d'intégration de l'équation différentielle ordinaire régissant la trajectoire ;
4. L'incertitude associée aux conditions initiales de la trajectoire (vitesse et angle initiaux par exemple) et aux rafales de vent rencontrées lors du vol.

La première est vue comme un impondérable mais on souhaite l'intégrer au méta-modèle pour qu'il la prenne en compte. La seconde peut être réduite en ajoutant des données d'entraînement pertinentes vis-à-vis des données déjà disponibles et des trajectoires déjà estimées. La dernière est traitée en dispersant les trajectoires vis-à-vis de ces paramètres incertains.

### Approche :

Les processus Gaussiens (PG) sont une technique de Machine Learning (ML) (au même titre que d'autres approches par exemple : réseaux de neurones, machine à vecteurs de support) fondé sur un contexte probabiliste et permettent de :

- Prendre en compte l'incertitude des calculs CFD ;
- Fournir une estimation de leur erreur de modélisation en chaque point.

Le premier élément permet pour un jeu de conditions initiales donné, de disperser les trajectoires vis-à-vis de l'incertitude des calculs CFD dans la simulation de trajectoire. Le second permet d'évaluer où il est intéressant d'ajouter une donnée d'entraînement, en prenant en compte à la fois un premier jeu de trajectoires et l'erreur estimée du méta-modèle.

Des travaux ont déjà été menés dans les équipes ONERA (unités M2CI et MASH) visant d'une part à proposer des PG ayant plusieurs niveaux de fidélité et d'autre part à les appliquer à la problématique des trajectoires d'engins hypersoniques. Par ailleurs, des travaux récents (Hedge *et al.* 2021, Yildiz *et al.* 2022 et Heinonen *et al.* 2018) ont adapté la définition et construction de processus gaussiens dédié à l'intégration numérique de système d'équations différentielles en présence de modèles coûteux.

De plus, des méthodes mises récemment en œuvre à l'ONERA semblent prometteuses pour réduire le coût de la génération d'un nouveau point CFD. Il s'agit de méthodes de raffinement automatique de maillage. Lors du processus de raffinement, un nombre de mailles peut être imposé. On peut donc envisager avoir d'une part, des calculs à nombre de mailles limité, moins précis mais moins coûteux et d'autre part, des calculs où le raffinement automatique est autorisé à ajouter des mailles, plus coûteux mais probablement plus précis.

Du point de vue du PG, le premier cas serait alors vu comme une donnée « basse fidélité » alors que l'autre serait vu comme de la « haute fidélité ». On souhaite donc prendre en compte cette différence de « qualité de l'information » dans l'entraînement du méta-modèle afin d'en tirer le meilleur parti.

### Objectif :

L'objectif de cette thèse est de concevoir une méthodologie d'établissement de méta-modèles de type processus Gaussien multi-fidélité pouvant être incluse dans un simulateur de vol afin de permettre le calcul et la dispersion de trajectoires d'engins hypersoniques. On cherchera notamment à établir une stratégie d'enrichissement de tels méta-modèles prenant en compte les trajectoires dispersées déjà calculées. On souhaite également évaluer la robustesse des outils de raffinement automatique de maillage dans l'automatisation du processus d'enrichissement mais aussi, l'intérêt d'employer le niveau de raffinement de maillage comme indicateur de la fidélité des calculs dans la modélisation.

### Démarche :

Le cas d'étude envisagé est un vol de type « fusée sonde » : une maquette est mise à poste en altitude par une fusée de petite taille tirée du sol puis, se sépare du porteur pour réaliser une phase de descente. Quatre temps sont envisagés dans le déroulement de la thèse :

1. Étude bibliographique des méthodes de type processus Gaussien multi-fidélité couplé avec l'intégration de systèmes d'équations différentielles ;
2. Prise en main des outils (CFD, krigeage, trajectographie) sur des cas simples ;
3. Mise en œuvre des outils et établissement d'une méthodologie innovante d'établissement et d'enrichissement des méta-modèles sur une forme représentative ;
4. Application de l'approche développée sur un cas test aérospatial représentatif d'un vol de fusée sonde : la géométrie CCF12.



Figure 1 Géométrie CCF12

**Références :**

- L. Brevault, M. Balesdent et [J. Morio](#) (2020) [Aerospace System Analysis and Optimization in Uncertainty](#), Springer Nature Switzerland AG, ISBN : 978-3-030-39125-6
- L Brevault, M. Balesdent, J.L. Valderrama - Zapata (2022) [Active Learning Strategy for Surrogate-Based Quantile Estimation of Field Function](#), Applied Sciences, MDPI, Vol.12(9), 10027
- Hegde, P., Yıldız, Ç., Lähdesmäki, H., Kaski, S., & Heinonen, M. (2021). Bayesian inference of odes with gaussian processes. arXiv. org.
- Yıldız, Ç., Kandemir, M., & Rakitsch, B. (2022). Learning interacting dynamical systems with latent Gaussian process ODEs. Advances in Neural Information Processing Systems, 35, 9188-9200.
- Heinonen, M., Yildiz, C., Mannerström, H., Intosalmi, J., & Lähdesmäki, H. (2018, July). Learning unknown ODE models with Gaussian processes. In International conference on machine learning (pp. 1959-1968). PMLR.
- Williams, Christopher KI, and Carl Edward Rasmussen. Gaussian processes for machine learning. Vol. 2. No. 3. Cambridge, MA: MIT press, 2006.

**Candidater :**

Contactez Guillaume Bégou ([guillaume.begou@onera.fr](mailto:guillaume.begou@onera.fr)) en respectant les conditions suivantes :

- Sujet du mail : [TH-DAAA-2024-19] Nom Prénom
- Joindre un CV intitulé « CV.pdf » au format PDF
- Joindre une lettre de motivation intitulée « LM.pdf » au format PDF
- Joindre les bulletins de notes au format PDF du cursus école/université

**Collaborations envisagées**

Aucune

**Laboratoire d'accueil à l'ONERA**

Département : DAAA

Lieu (centre ONERA) : MEUDON

**Contact** : Guillaume Bégou

Tél. : 01 46 73 41 90 Email : [guillaume.begou@onera.fr](mailto:guillaume.begou@onera.fr)

**Directeur de thèse**

Nom : Mathieu Balesdent

Laboratoire : ONERA/DTIS/M2CI

Tél. : 01 80 38 66 08

Email : [mathieu.balesdent@onera.fr](mailto:mathieu.balesdent@onera.fr)

Pour plus d'informations : <https://www.onera.fr/rejoindre-onera/la-formation-par-la-recherche>