



I N V I T A T I O N

Turbulence closure for the compressible RANS equations assisted by
field-inversion and machine-learning.

*Modélisation de la turbulence pour les équations RANS compressibles assistée par
assimilation de données et apprentissage automatique.*

Soutenance de thèse – Bartolomeo Fanizza

Mardi 11 février 2025 à 14H00

En présentiel : **Salle AY.02.63 - ONERA Meudon**

En Jitsi : https://rdv.onera.fr/PhD_defense_Fanizza

Devant le jury composé de :

- **Directeur de Thèse :**
 - Denis Sipp, Directeur de recherche, ONERA
- **Encadrants de Thèse :**
 - Pedro Stefanin Volpiani, Ingénieur de recherche, ONERA
 - Florent Renac, Ingénieur de recherche, ONERA
- **Rapporteurs :**
 - Cornelia Grabe, Docteure, German Aerospace Center (DLR)
 - Andrea Ferrero, Professeur associé, Polytechnic University of Turin
- **Examineurs :**
 - Didier Lucor, Directeur de recherche, CNRS
 - Taraneh Sayadi, Professeur, CNAM

Abstract / Résumé :

This work aims to improve RANS simulations using data-assimilation (DA) and machine-learning (ML) methods. The focus is on compressible and supersonic flow configurations, which are known to be challenging cases for traditional RANS models. In light of this, we present a comprehensive approach to solve inverse problems related to the compressible Reynolds averaged Navier-Stokes (RANS) equations, discretized using high-order numerical methods.

An adjoint-based strategy is employed to minimize a cost functional through optimization of control parameters within a discontinuous Galerkin (DG) framework. The methodology demonstrates effectiveness in correcting discrepancies between low-fidelity and high-fidelity simulations across various flow scenarios, including turbulent and compressible flows in supersonic regimes, with different degrees of DG discretization and different type of measurements.

The application of both quasi-Newton and stochastic optimization methods is explored for the reconstruction of mean flow quantities during the assimilation process. A novel stochastic optimizer, V-N-ADAM-DG, is introduced, showcasing superior performance over traditional methods such as L-BFGS and N-ADAM, particularly in handling complex, non-convex objective functions. This optimizer facilitates robust convergence while maintaining consistent boundary conditions, yielding smoother corrections in high-order reconstructions.

Furthermore, the study investigates the design and impact of input features (IFs) in ML models for turbulence closure, addressing key challenges related to invariance and normalization. The introduction of a novel a posteriori formulation enhances rotational symmetry and conservation properties in the field-inversion (FI) step. The influence of IFs has been rigorously examined for both artificial neural networks (ANNs) and tensor basis neural networks (TBNs). For the latter, a compact tensor basis is proposed, resulting in a substantial reduction in both the number of tensor components and the associated IFs. Results indicate significant improvements in model accuracy and generalization capabilities, especially in complex compressible shear-flow with shock waves. These findings underscore the potential of advanced optimization and ML techniques in enhancing the performance of RANS simulations, paving the way for future research in computational fluid dynamics (CFD).

Ce travail vise à améliorer les simulations des équations de Navier-Stokes moyennées par Reynolds (RANS) discrétisées à l'aide de méthodes numériques d'ordre élevé. L'objectif est de traiter des configurations d'écoulement compressible et supersonique, qui échappent aux capacités des modèles RANS traditionnels. À cette fin, nous présentons une approche pour aborder les problèmes inverses liés aux équations RANS compressibles, en utilisant des méthodes numériques d'ordre élevé et des techniques d'apprentissage

automatique pour la fermeture de turbulence. Une stratégie basée sur l'adjoint est employée pour minimiser une fonctionnelle de coût par l'optimisation des paramètres de contrôle dans un cadre de Galerkin discontinu. La méthodologie démontre son efficacité dans la correction des écarts entre des simulations de faible fidélité et de haute fidélité dans divers scénarios d'écoulement, y compris des écoulements turbulents et compressibles dans des régimes supersoniques, avec différents degrés de discrétisation et différents types de mesures.

L'application de méthodes d'optimisation quasi-Newtonienne et stochastique est explorée pour la reconstruction des grandeurs d'écoulement moyen dans des contextes de données assimilées. Un nouvel optimiseur stochastique, V-N-ADAM-DG, est introduit, montrant des performances supérieures par rapport aux méthodes traditionnelles telles que L-BFGS et N-ADAM, en particulier dans le traitement de fonctions objectifs complexes et non convexes. Cet optimiseur facilite une convergence robuste tout en maintenant des conditions aux limites cohérentes, produisant des corrections plus fluides dans des reconstructions d'ordre élevé.

De plus, l'étude examine la conception et l'impact des caractéristiques d'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique pour la fermeture de turbulence, abordant des défis clés liés à l'invariance et à la normalisation. L'introduction d'une nouvelle formulation a posteriori améliore la symétrie rotationnelle et les propriétés de conservation dans l'étape d'inversion de champ. L'influence des caractéristiques d'entrée a été rigoureusement examinée pour les réseaux de neurones artificiels et les réseaux de neurones à base tensorielle. Pour ce dernier, une base tensorielle compacte est proposée, entraînant une réduction substantielle du nombre de composants tensoriels et des caractéristiques d'entrée associées.

Les résultats indiquent des améliorations significatives de la précision des modèles et de leurs capacités de généralisation, en particulier dans des scénarios d'écoulement de cisaillement complexes. Ces conclusions soulignent le potentiel des techniques avancées d'optimisation et d'apprentissage automatique pour améliorer les performances des simulations RANS, ouvrant la voie à de futures recherches en dynamique des fluides numérique (CFD).

Key words / Mots clés :

RANS, Turbulence, Machine learning, Field-inversion, Compressible Flow, Discontinuous Galerkin.

RANS, Turbulence, Apprentissage automatique, Assimilation de données, Écoulement compressible, Galerkin discontinu.