Titre en français : Vers un modèle de turbulence RANS généraliste grâce au machine learning

Titre en anglais : Towards a generalized RANS turbulence model with machine learning

Nom du directeur de thèse : Christophe FRIESS
Tel : 04 13 94 67 42
E-Mail : christophe.friess@univ-amu.fr

Laboratoire : M2P2

Financement : demandé
Type de financement : Bourse MESRI

Résumé en français :

La modélisation des écoulements turbulents est essentielle pour comprendre et prédire le comportement des fluides dans divers domaines : aéronautique, automobile, météorologie, hydraulique ou encore ingénierie industrielle. Elle permet d'optimiser les performances, de réduire la consommation énergétique et d'améliorer la sécurité des systèmes en simulant des phénomènes complexes souvent inaccessibles aux mesures directes. Sa mise en œuvre peut toutefois être coûteuse en termes de moyens de calcul, et c'est notamment pour cela que des approches moyennes (RANS) ont été les premières développées, historiquement.

Pour modéliser un écoulement turbulent, il faut résoudre numériquement des équations de transport, par exemple pour l'énergie cinétique turbulente et pour la dissipation visqueuse. La première nommée est décrite par une équation très simple, de type convection – diffusion – termes sources. Elle ne requiert donc que peu de simplifications supplémentaires. Par contre, l'équation de transport de la dissipation visqueuse contient de nombreux termes complexes, la rendant très difficile à résoudre dans sa forme exacte. Une équation-modèle, calquée sur celle de l'énergie cinétique turbulente, a donc été proposée au début des années 1970 [1]. Cette équation-modèle contient des coefficients calibrés sur des écoulements canoniques, donc pèche par manque de généralité. De nos jours, la seule raison de son utilisation est sa robustesse numérique.

L'avènement du machine learning permet de rebattre les cartes de la modélisation de la turbulence. La littérature scientifique regorge de références en la matière. Toutefois, peu de travaux ont cherché à affiner les modèles existants. On pourra citer [2], qui s'est appuyé sur la régression symbolique pour recalibrer un coefficient de l'équation de la dissipation spécifique, permettant une nette amélioration sur les écoulements présentant des décollements, sans toutefois en tirer un modèle général.

La présente thèse cherchera à produire un modèle de turbulence capable de prédire efficacement une large gamme d'écoulements turbulents, notamment ceux présentant des décollements de couche limite et, éventuellement, ceux en rotation. Pour ce faire, les coefficients susmentionnés de l'équation de la dissipation seront recalibrés à l'aide de la régression symbolique et/ou de l'assimilation de données, via un entraînement sur des données de référence.

En assimilant des données provenant de capteurs, de sondages ou d'autres sources, les modèles de turbulence peuvent être ajustés pour mieux représenter les écoulements étudiés. Cette approche est particulièrement importante pour améliorer les modèles de turbulence en fournissant des contraintes directes sur les paramètres de modélisation, ce qui permet de réduire les incertitudes et d'obtenir des prévisions plus précises. En utilisant des techniques d'assimilation de données telles que, par exemple, les filtres particulaires, de Kalman ou les méthodes variationnelles, on peut combiner les informations provenant des observations avec les simulations numériques pour réduire les écarts entre les modèles et la réalité observée, ce qui contribue à une meilleure compréhension des écoulements turbulents et à l'amélioration des modèles prédictifs. La régression symbolique, quant à elle, est une technique d'apprentissage automatique qui cherche à déterminer les expressions mathématiques expliquant un ensemble de données. Contrairement aux approches classiques (comme la régression linéaire), elle ne se limite pas à une forme prédéfinie de modèle. L'objectif est de trouver une fonction simple qui minimise l'erreur sur les données d'entraînement. Elle est utile pour identifier des relations sous-jacentes dans les données sans hypothèse préalable sur la structure du modèle.

Une part cruciale du projet consistera à choisir les paramètres physiques les plus pertinents pour que la régression symbolique / l'assimilation de données puissent être appliquées à une large classe d'écoulements, afin de produire un modèle aussi généraliste que possible.

Pour finir, le modèle obtenu sera validé en contexte hybride RANS/LES, sur un panel de configurations présentant des décollements et/ou une rotation. La marche descendante en rotation est envisagée.

Cette thèse se fera en co-direction avec Mitra Fouladirad (Centrale Med / M2P2) et en collaboration avec Pedro Stefanin Volpiani (ONERA).

Résumé en anglais :

Modeling turbulent flows is essential for understanding and predicting fluid behavior in a wide range of fields: aeronautics, automotive, meteorology, hydraulics and industrial engineering. It helps optimize performance, reduce energy consumption and improve system safety by simulating complex phenomena often inaccessible to direct measurement. However, its implementation can be costly in terms of computing resources, and this is one of the reasons why averaging approaches (RANS) were historically the first to be developed.

To model turbulent flow, transport equations have to be solved numerically, e.g. for turbulent kinetic energy and viscous dissipation. The former is described by a very simple convection-diffusion-source term equation. It therefore requires few additional simplifications. On the other hand, the viscous dissipation transport equation contains many complex terms, making it very difficult to solve in its exact form. A model equation, modelled on that for turbulent kinetic energy, was therefore proposed in the early 1970s [1]. This model equation contains coefficients calibrated on canonical flows, and therefore lacks generality. Nowadays, the only reason for its use is its numerical robustness.

The advent of machine learning is reshuffling the cards in turbulence modeling. The scientific literature is full of references in this field. However, few works have sought to refine existing models. One example is [2], which used symbolic regression to recalibrate a coefficient of the specific dissipation equation, resulting in a clear improvement for flows with detachments, without however providing a general model.

The aim of the present project is to produce a turbulence model capable of efficiently predicting a wide range of turbulent flows, including those with separations and, possibly, rotating flows. To achieve this, the aforementioned coefficients of the dissipation equation will be recalibrated using symbolic regression and/or data assimilation, via training on reference data.
By assimilating data from sensors, probes or other sources, turbulence models can be adjusted to better represent the flows under study. This approach is particularly important for improving turbulence models by providing direct constraints on modeling parameters, thereby reducing uncertainties and obtaining more accurate predictions. By using data assimilation techniques such as particle filters, Kalman filters or variational methods, information from observations can be combined with numerical simulations to reduce discrepancies between models and observed reality, contributing to a better understanding of turbulent flows and improved predictive models. Symbolic regression, on the other hand, is a machine learning technique that seeks to determine the mathematical expressions that explain a set of data. Unlike classical approaches (such as linear regression), it is not limited to a predefined form of model. The aim is to find a simple function that minimizes the error on the training data. It is useful for identifying underlying relationships in the data without any prior assumptions about the structure of the model.

A crucial part of the project will be to select the most relevant physical parameters so that symbolic regression/data assimilation can be applied to a wide class of flows, in order to produce a model as universal as possible.

Finally, the model obtained will be validated in a hybrid RANS/LES context, on a panel of configurations featuring separations and/or rotation. The rotating backward-facing step will be considered.

This thesis will be co-directed with Mitra Fouladirad (Centrale Med / M2P2) and in collaboration with Pedro Stefanin Volpiani (ONERA).

Profil du candidat recherché :

Master / ingénieur en mécanique des fluides

Publications sur le sujet :

[1] Kemal Hanjalic. Two-dimensional asymmetric turbulent flow in ducts. PhD thesis, University of London, 1970.
[2] Wu, C., & Zhang, Y. (2023). Enhancing the shear-stress-transport turbulence model with symbolic regression: A generalizable and interpretable data-driven approach. Physical Review Fluids, 8(8), 084604.

Insertion professionnelle après thèse : publique et/ou privée