



# I N V I T A T I O N

Deep learning wall laws for aerodynamic simulations.

*Lois de paroi à apprentissage profond pour simulations aérodynamiques.*

## **Soutenance de thèse – Michele Romanelli**

**jeudi 12 décembre 2024 à 14H00**

En présentiel : **Salle Ada Lovelace - Centre Inria de l'Université de Bordeaux**

En Jitsi : [https://rdv.onera.fr/PhD\\_Defense\\_Romanelli](https://rdv.onera.fr/PhD_Defense_Romanelli)

Devant le jury composé de :

- **Président :**
  - Raphaël Loubère, Directeur de Recherche, Université de Bordeaux IMB
- **Directrice de Thèse :**
  - Héloïse Beaugendre, Directrice de Recherche, Bordeaux INP
- **Co-Directeur de Thèse :**
  - Michel Bergmann, Directeur de Recherche, Université de Bordeaux IMB
- **Encadrants de Thèse :**
  - Denis Sipp, Directeur de Recherche, ONERA
  - Samir Beneddine, Ingénieur de Recherche, ONERA
  - Ivan Mary, Ingénieur de Recherche, ONERA
- **Rapporteurs :**
  - Pierre Sagaut, Directeur de Recherche, Université d'Aix-Marseille
  - Lars Davidson, Professeur des Universités, Université de Technologie Chalmers
- **Examinatrice :**
  - Camilla Fiorini, Maîtresse de Conférence, CNAM

\*\*\*

## Abstract / Résumé :

Reynolds-Averaged Navier-Stokes (RANS) simulations are widely used in the industrial domain. However, their accuracy heavily relies on the solution of near-wall flows, typically requiring a very fine mesh to properly capture the steep gradients developing in the boundary layer. This results in a substantial impact on the computational cost of the simulation. Wall laws allow to speed up of these calculations by replacing the costly resolution of the boundary layer with modeling. In this context, deep learning-based approaches are being explored and the flexibility of neural networks offers undeniable potential in modeling near-wall flows. This work aims to develop a wall law based on deep learning that can accurately reproduce the evolution of the internal region of the boundary layer, thereby providing boundary conditions for the RANS calculations occurring far from the wall. A preliminary approach involves training a neural network on wall-resolved data to reconstruct dimensionless velocity profiles and model the evolution of the boundary layer near the wall. In accordance with analytical wall laws, velocity is a function of the distance to the wall and the pressure gradient, with these variables being non-dimensionalized using a characteristic friction velocity, which is iteratively estimated using a Newton-Raphson algorithm. To reduce the cost associated with the iterative estimation of the wall shear stress, a new approach entirely based on deep learning has been developed. It directly imposes the friction at the interface between the modeled region and the RANS calculation, fixing the normal derivative of the velocity field, which is estimated using two interconnected neural networks: one estimating the wall shear stress and the other evaluating the dimensionless normal derivative of the velocity. The neural networks are trained on fully resolved RANS simulations of turbulent flows over various two-dimensional bump geometries. The performance of this wall model, in term of accuracy and computational cost, is then compared to wall-resolved calculations for flow configurations not included in the training dataset.

-----

*Les simulations aux équations de Navier-Stokes moyennées (RANS) sont largement utilisées dans le domaine industriel. Cependant, leur précision dépend fortement de la solution des écoulements en proche paroi, nécessitant typiquement un maillage très fin pour capturer correctement les forts gradients se développant dans la couche limite. Cela entraîne un impact considérable sur le coût de calcul de la simulation. Les lois de paroi permettent d'alléger ces calculs en remplaçant la résolution coûteuse de la couche limite par une modélisation. Dans ce contexte, des approches basées sur l'apprentissage profond sont explorées et la flexibilité des réseaux de neurones offre un potentiel indéniable dans la modélisation des écoulements pariétaux. Ce travail vise à développer une loi de paroi basée sur l'apprentissage profond qui peut reproduire avec précision l'évolution de la région interne de la couche limite, fournissant ainsi des conditions aux limites valables pour les calculs RANS se déroulant loin de la paroi. Une approche préliminaire consiste à entraîner un réseau de neurones sur des données résolues jusqu'à la paroi pour reconstruire des profils de vitesse adimensionnelle et modéliser l'évolution de la couche limite. Conformément aux lois de paroi analytiques, la vitesse est fonction de la distance à la paroi et du gradient de pression.*

*Ces variables sont adimensionnées à l'aide d'une vitesse de frottement caractéristique, qui est estimée de manière itérative à l'aide d'un algorithme de Newton-Raphson. Pour réduire le coût associé à l'estimation itérative de la contrainte visqueuse à la paroi, une nouvelle approche entièrement basée sur l'apprentissage profond a été développée. Elle impose directement le frottement à l'interface entre la région modélisée et le calcul RANS, fixant la dérivée normale du champ de vitesse, qui est estimée à l'aide de deux réseaux de neurones interconnectés : l'un estimant la contrainte de cisaillement à la paroi et l'autre évaluant la dérivée adimensionnelle de la vitesse. Les réseaux de neurones sont entraînés sur des simulations RANS entièrement résolues d'écoulements turbulents sur diverses géométries de bosses bidimensionnelles. Les performances, en termes de précision et coût computationnel, de ce modèle sont ensuite comparées à des calculs résolus jusqu'à la paroi pour des configurations d'écoulements non incluses dans le jeu de données d'entraînement.*

**Key words / Mots clés :**

Computational fluid dynamics, RANS, Wall model, Deep learning.

*Dynamique des fluides numérique, RANS, Loi de paroi, Apprentissage profond.*