

[English version below]

Modélisation du Spectre de Pression Pariétale dans les Couches Limites par Simulations Directes et Apprentissage Automatique Interprétable

Thèse de doctorat à l'Université de Sherbrooke et à l'ISAE-Supaero, financement de 3 ans

Directeurs de thèse : Antonio Alguacil Cabrerizo, Michael Bauerheim, Stéphane Moreau

Contact : antonio.alguacil.cabrerizo[at]usherbrooke[dot]ca

Lieux :

- Département de génie mécanique, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada
- Département d'aérodynamique, d'énergétique et de propulsion, ISAE-Supaero, Toulouse, France

Financement : 3 ans

Domaines scientifiques : Aéroacoustique numérique, apprentissage profond, modélisation analytique

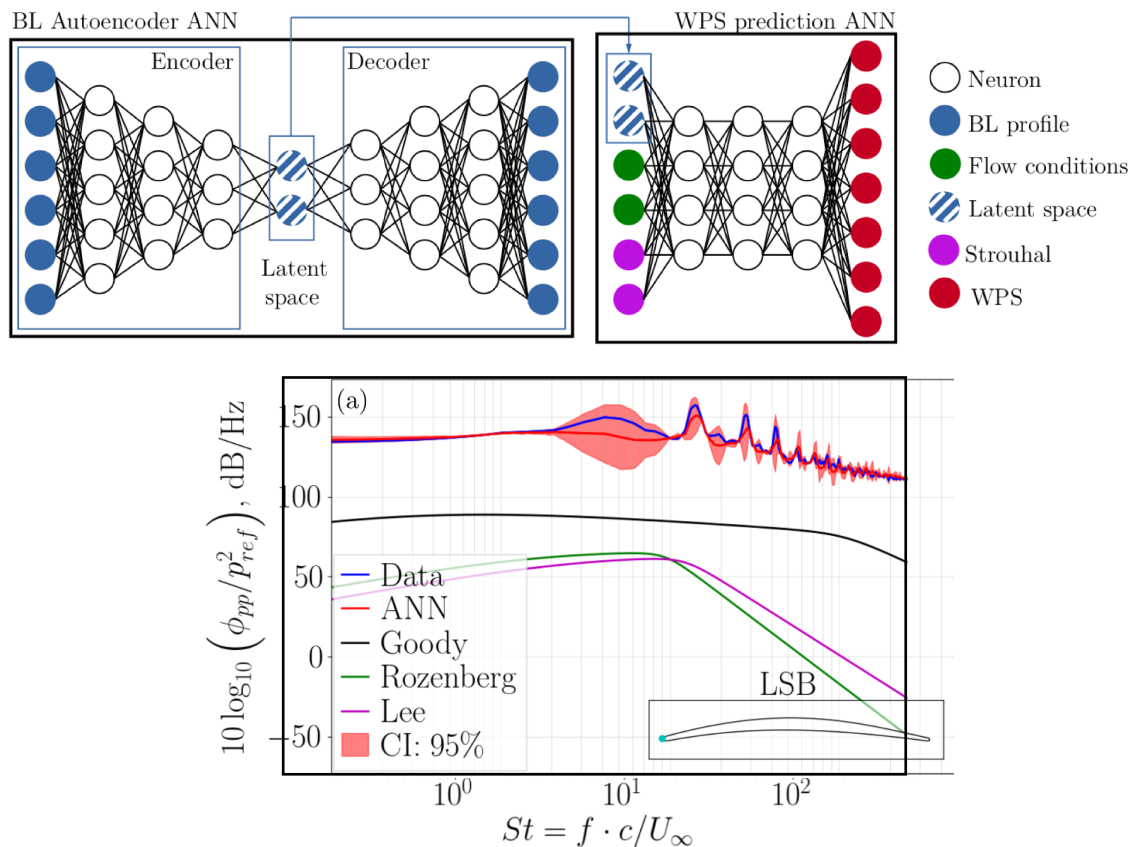


Figure: (Haut) Développement d'une couche limite turbulente au-dessus d'une plaque avec des régimes importants : gradients de pression direct, nul et défavorable. (Milieu) Modélisation du spectre de pression pariétale (SPP) par un réseau de neurones artificiels (ANN). (En bas) Comparaison des prédictions du SPP par le réseau de neurones et des modèles semi-empiriques (Goody, Rozenberg, Lee) pour une couche limite dans une bulle de séparation laminaire. Profil aérodynamique à diffusion contrôlée à un angle d'attaque de 5° , Reynolds = $2,29 \times 10^{-1}$ et Mach = 0,5 [1]

Description

Les fluctuations de pression pariétale induites par les couches limites turbulentes sont une source importante de bruit et de vibrations dans les profils aérodynamiques, le fuselage ou les aubes de turbomachines. Ces fluctuations peuvent être diffusées par des arêtes vives, conduisant par exemple au mécanisme bien connu de bruit de bord de fuite à large bande, que l'on retrouve aussi bien dans les turbomachines à faible nombre de Mach (éoliennes, ventilateurs) que dans les turbomachines à plus grande vitesse (turbofans). L'estimation des fluctuations de pression pariétale nécessite des mesures stationnaires, par simulations expérimentales ou numériques. Dans ce dernier cas, les simulations aux grandes échelles (LES) ou les simulations numériques directes (DNS) sont nécessaires, car les approches RANS ou URANS ne peuvent pas fournir les informations de pression stationnaire à large bande nécessaires à l'estimation des spectres de pression pariétale (SPP). Cependant, il existe des méthodes d'estimation des SPP à partir de quantités moyennées par l'écoulement, telles que celles disponibles dans les simulations RANS industrielles. Parmi les approches de modélisation, les modèles semi-empiriques classiques s'appuient sur des paramètres de couche limite moyennés dans le temps (par exemple, épaisseur du déplacement, vitesse externe, paramètre de Clauser, etc.) pour décrire un SPP normalisé. L'objectif est d'obtenir l'effondrement de ce SPP normalisé dans des conditions de couche limite variables (gradient de pression nul, gradients de pression défavorables ou favorables, écoulements détachés). Cependant, le choix d'un bon jeu de paramètres d'entrée reste un défi, en particulier pour les couches limites hors équilibre. De plus, le choix des paramètres d'entrée est sensible aux bases de données utilisées (données de simulation/expérimentales), où les modèles semi-empiriques sont ajustés. Il s'agit généralement de modèles à faibles Reynolds et Mach.

Une alternative à la construction de modèles semi-empiriques de SPP consiste à utiliser des techniques basées sur les données telles que l'apprentissage automatique (AA). Entraînées sur des bases de données numériques et expérimentales, les approches d'AA (telles que les réseaux de neurones) pourraient potentiellement identifier les paramètres optimaux de la couche limite représentant le SPP sans avoir à les sélectionner manuellement, comme c'est le cas dans les modèles classiques.

Cette méthodologie a déjà été testée dans les travaux de thèse d'A. Arroyo-Ramo [1]. Un réseau de neurones perceptrons multicouches (MLP-NN) a été développé pour prédire directement le WPS à partir des profils de vitesse tangentielle moyens dans le temps des couches limites des profils aérodynamiques. Ce MLP-NN a été entraîné sur une base de données de simulations aux grandes échelles (LES) et de simulations numériques directes (DNS) de profils aérodynamiques à diffusion contrôlée (profil CD) à différents nombres de Reynolds, nombres de Mach et angles d'attaque. La méthodologie d'apprentissage automatique a suivi une approche en deux étapes : d'abord, les profils de vitesse tangentielle ont été projetés dans un espace latent tridimensionnel réduit grâce à un auto-encodeur (appelé auto-encodeur de couche limite). Ensuite, un second MLP (appelé réseau neuronal SPP) a prédit le SPP à partir de cette représentation en basse dimension de la couche limite, ce qui a permis d'améliorer les résultats dans les cas où les modèles semi-empiriques classiques sont peu performants (par exemple, dans les cas de Mach élevés ou dans les zones à bulles de séparation laminaire).

Cependant, les travaux antérieurs restent limités : seuls les profils de vitesse aérodynamiques moyens dans le temps ont été utilisés, manquant d'informations sur la turbulence (par exemple, les contraintes de Reynolds moyennées dans le temps), ce qui affectera la modélisation du SPP. De plus, aucun effet historique n'a été inclus dans le MLP-NN, alors que l'impact sur les couches limites hors équilibre est

connu. De plus, l'identification automatique des entrées optimales reste à réaliser. Enfin, la base de données utilisée pour l'entraînement du MLP-NN était relativement petite (7 LES et 2 DNS) et ne comprenait que des exemples d'un seul type de profil (profil à diffusion contrôlée – CD).

Objectifs :

L'objectif de cette thèse est le suivant :

- Étendre la base de données d'entraînement avec des simulations existantes (profil CD à 15 degrés d'incidence) et de nouvelles données. Cela comprend la réalisation de simulations haute-fidélité (LES/DNS) de nouveaux types de profils (par exemple, l'Eppler E63 utilisé dans les drones, le profil supercritique RAE2822 pour le vol transsonique) à différents angles d'incidence, nombres de Reynolds et de Mach.
- Modifier la méthodologie ML existante afin d'inclure les effets hors équilibre de la couche limite (gradient de pression, effets historiques) dans la modélisation WPS.
- Identifier les entrées optimales nécessaires à la modélisation robuste des systèmes de protection des eaux (WPS) dans différents régimes d'écoulement.

Toutes ces étapes devraient contribuer à la construction de modèles WPS plus généraux, améliorant ainsi leur précision et leur robustesse.

Profil du candidat et qualifications souhaitées : Nous recherchons une personne titulaire d'une maîtrise ou d'un diplôme équivalent en génie aérospatial ou mécanique. De solides compétences en aérodynamique, en dynamique des fluides numérique (CFD) et en programmation (Python) sont requises. Une expérience préalable avec les frameworks d'apprentissage automatique (Pytorch, Tensorflow, JAX) est un atout majeur. Nous recherchons une personne autonome, motivée par un sujet de recherche interdisciplinaire stimulant, utilisant des techniques CFD de pointe et des méthodes basées sur les données.

Date de début : Courant 2026, idéalement le plus tôt possible

Financement et durée : Financement de 3 ans. Co-tutelle entre l'Université de Sherbrooke et l'ISAE-Supaero

Équipe et environnement : L'étudiant sera sous la supervision des professeurs Antonio Alguacil Cabrerizo (UdS), Stéphane Moreau (UdS) et Michaël Bauerheim (ISAE-Supaero). Il effectuera son doctorat pour moitié au Département de génie mécanique de l'Université de Sherbrooke (QC, Canada) et pour moitié au Département d'aérodynamique, énergétique et propulsion (DAEP) de l'ISAE-Supaero à Toulouse (France).

Programme : Le candidat sera inscrit simultanément à deux programmes de doctorat :

- le programme de doctorat en génie mécanique de l'UdS
- le programme de doctorat de l'école doctorale MEGEP

Comment postuler : Envoyez un courriel à antonio.alguacil.cabrerizo[at]usherbrooke[dot]ca avec votre CV, une lettre de motivation et un extrait de vos contributions scientifiques passées (par exemple, mémoire de maîtrise, mémoire de licence, article de conférence, projet de recherche universitaire, etc.).

Références

- [1] Arroyo Ramo A, Alguacil A, Bauerheim M, Moreau S, Jacob MC. Artificial Neural Networks Prediction of Wall-Pressure Spectrum. 30th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference (2024), Paper 3140. doi:10.2514/6.2024-3140
- [2] Pargal S, Yuan J, Moreau S. A generalized wall-pressure spectral model for non-equilibrium boundary layers. Journal of Fluid Mechanics. (2024) 996:A27. doi:10.1017/jfm.2024.665
- [3] Lee S. Empirical Wall-Pressure Spectral Modeling for Zero and Adverse Pressure Gradient Flows. AIAA Journal (2018), Vol. 56, No. 5. doi: 10.2514/1.J056528
- [4] Rozenberg Y, Robert G, Moreau S. Wall-Pressure Spectral Model Including the Adverse Pressure Gradient Effects. AIAA Journal (2012) Vol. 50, No 10. doi: 10.2514/1.J051500
- [5] Goody, M. Empirical Spectral Model of Surface Pressure Fluctuations. AIAA Journal (2004) Vol. 42, No. 9. doi: 10.2514/1.9433.

[English version]

Wall-pressure modeling for airfoil noise predictions with Direct Numerical Simulations and Interpretable Deep Learning

PhD thesis @ UdS and ISAE-Supaero, 3 year funding

Advisors: Antonio Alguacil Cabrerizo, Michael Bauerheim, Stéphane Moreau

Contact: antonio.alguacil.cabrerizo[at]usherbrooke[dot]ca

Locations:

- Department of Mechanical Engineering, UdS, Sherbrooke (QC), Canada
- Aerodynamics, Energetics and Propulsion Department (DAEP), ISAE-Supaero, Toulouse, France

Funding: 3 years

Scientific Domain: Computational Aeroacoustics, Deep Learning, Analytical modeling

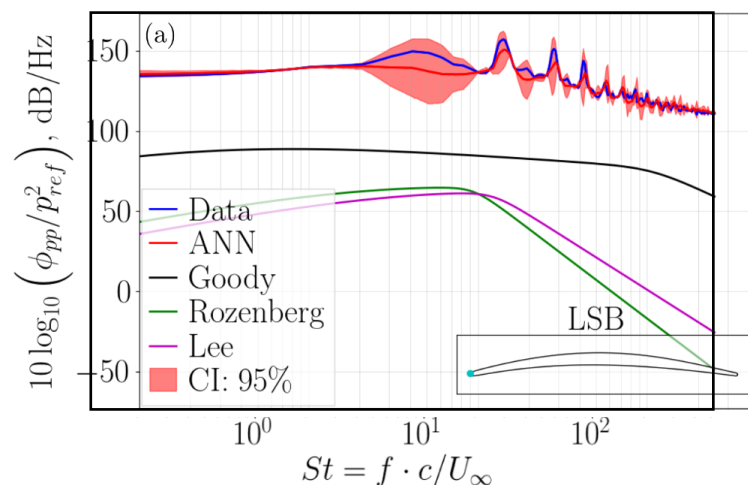
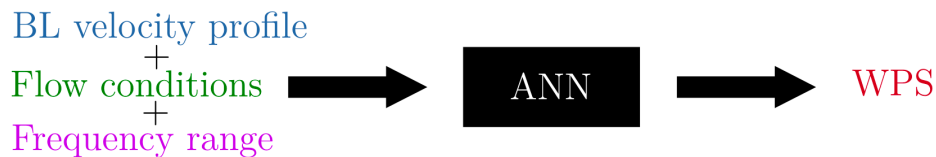
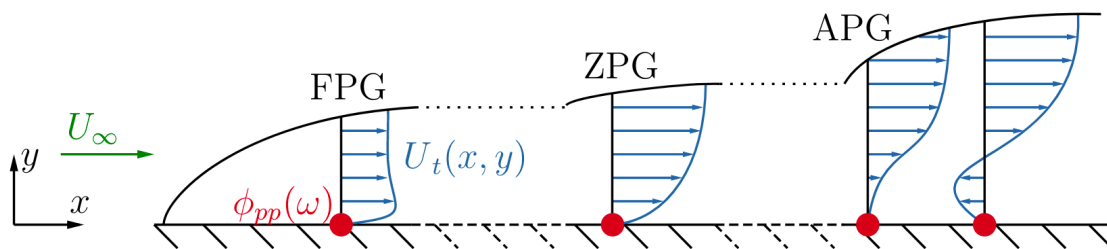


Figure: (Top) turbulent boundary layer development over a flat plate with important regimes: forward,

zero and adverse pressure gradients. (Middle) Modeling of the wall-pressure spectrum (WPS) with an artificial neural network (ANN). (Bottom) Comparison of WPS predictions by the neural network and semi-empirical models (Goody, Rozenberg, Lee) for a boundary layer in a laminar separation bubble. Controlled diffusion airfoil at an angle of attack of 5° , Reynolds = 2.29×10^6 and Mach = 0.5 [1]

Description

Wall-pressure fluctuations induced by turbulent boundary layers are an important source of noise and vibrations in airfoils, fuselage or turbomachine blades. These fluctuations can be scattered by sharp-edges, leading for instance to the well-known broadband trailing-edge noise mechanism, that can be found in both low Mach number (wind turbines, ventilators) and higher velocity turbomachines (turbofans).

The estimation of wall-pressure fluctuations requires unsteady measurements, using experimental or numerical simulations. In the latter case, Large Eddy Simulations (LES) or Direct Numerical Simulation (DNS) are required since RANS or URANS approaches cannot provide the broadband unsteady pressure information necessary to estimate wall-pressure spectra (WPS). However, there are still ways of estimating WPS from flow-averaged quantities, such as the ones available in industrial RANS simulations. Among the modeling approaches, classical semi-empirical models rely on time-averaged boundary layer parameters (e.g. displacement thickness, external velocity, Clauser parameter, etc.) to describe a normalized WPS, the objective being to achieve the collapse of the normalized WPS with varying boundary layer conditions (zero-pressure gradient, adverse or favourable pressure gradients, detached flows). However, the choice of a good set of input parameters remains a challenge, especially for non-equilibrium boundary layers. Furthermore, the choice of input parameters is sensitive to the employed databases (simulation/experimental data), where the semi-empirical models are fitted. Typically, these are low-Reynolds and low-Mach case.

An alternative to building semi-empirical WPS models is to use data-driven techniques such as machine learning (ML). Trained on numerical and experimental databases, ML approaches (such as neural networks) could potentially identify the optimal boundary layer parameters that represent the WPS without needing to manually select them, as done in classical models.

This methodology has been already tested in the PhD works of A. Arroyo-Ramo [1]. A multi-layer perceptron neural network (MLP-NN) was developed to directly predict the WPS from time-average tangential velocity profiles of airfoil boundary layers. This MLP-NN was trained on a database of large eddy simulations (LES) and direct numerical simulations (DNS) of controlled-diffusion aerodynamic profiles (CD profile) at different Reynolds numbers, Mach numbers and angles of attack. The machine learning methodology followed a two-step approach: first, the tangential velocity profiles were projected into a reduced three-dimensional latent space thanks to an autoencoder (called the boundary layer autoencoder). Then, a second MLP (called the WPS neural network) predicted the WPS from this low-dimensional representation of the boundary layer, resulting in improved results in cases where classical semi-empirical models perform poorly (for instance, in high Mach cases or in zones with laminar separation bubble).

However, the previous work is still limited: only the time-average streamwise velocity profiles were employed, missing turbulence information (e.g. time-averaged Reynolds stresses) which will affect the modeling of WPS. Furthermore, no history effect was included in the MLP-NN, which is known to have

a key impact in non-equilibrium boundary layers. Additionally, the automatic identification of the optimal inputs remains to be performed. Finally, the database used to train the MLP-NN was quite small (7 LES and 2 DNS) and only included examples of a single type of airfoil (Controlled Diffusion – CD – airfoil).

Objectives:

The objective of this PhD are as follows:

- To extend the training database with existing simulations (CD airfoil at 15 degrees of angle of attack) and new data. This includes performing high-fidelity simulations (LES/DNS) of new types of airfoils (e.g. Eppler E63 used in drones, RAE2822 supercritical airfoil for transonic flight) at different angles of attack, Reynolds and Mach numbers.
- To modify the existing ML methodology to include the non-equilibrium effects of the boundary layer (pressure gradient, history effects) in the WPS modeling.
- To identify the optimal inputs necessary for the robust modeling of WPS in different flow regimes

All these steps should help in building more general WPS models, improving their accuracy and robustness.

Candidate profile and preferred qualifications: We look for a person with a master's degree or equivalent in aerospace or mechanical engineering. Strong skills in aerodynamics, computational fluid dynamics (CFD) and programming (Python) are required. Previous experience with machine learning frameworks (Pytorch, Tensorflow, JAX) is a plus. We look for an autonomous person, motivated to work in an exciting inter-disciplinary research topic, using state-of-the art CFD techniques and data-driven methods.

Starting date: During the year 2026, as soon as possible

Funding and duration: 3-year funding. Co-supervision between Université de Sherbrooke and ISAE-Supaero

Team and environment: The student will be under the supervision of Prof. Antonio Alguacil Cabrerizo (UdS), Prof. Stéphane Moreau (Uds) and Prof. Michaël Bauerheim (ISAE-Supaero). He will spend half the PhD at the Department of Mechanical Engineering of the Université de Sherbrooke (QC, Canada), and half in the Department of Aerodynamics, Energetics and Propulsion (DAEP) of ISAE-Supaero at Toulouse (France).

Program: The candidate will be inscribed in 2 simultaneous PhD programs:

- the Doctorate program in Mechanical Engineering of the UdS
- the Doctorate program of the MEGEP doctoral school

How to apply: Send an email to antonio.alguacil.cabrerizo[at]usherbrooke[dot]ca with your CV, motivation letter and extract of past scientific contributions (e.g. master thesis, bachelor thesis, conference article, university research project, etc)

References

- [1] Arroyo Ramo A, Alguacil A, Bauerheim M, Moreau S, Jacob MC. Artificial Neural Networks Prediction of Wall-Pressure Spectrum. 30th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference (2024), Paper 3140. doi:10.2514/6.2024-3140
- [2] Pargal S, Yuan J, Moreau S. A generalized wall-pressure spectral model for non-equilibrium boundary layers. *Journal of Fluid Mechanics*. (2024) 996:A27. doi:10.1017/jfm.2024.665
- [3] Lee S. Empirical Wall-Pressure Spectral Modeling for Zero and Adverse Pressure Gradient Flows. *AIAA Journal* (2018), Vol. 56, No. 5. doi: 10.2514/1.J056528
- [4] Rozenberg Y, Robert G, Moreau S. Wall-Pressure Spectral Model Including the Adverse Pressure Gradient Effects. *AIAA Journal* (2012) Vol. 50, No 10. doi: 10.2514/1.J051500
- [5] Goody, M. Empirical Spectral Model of Surface Pressure Fluctuations. *AIAA Journal* (2004) Vol. 42, No. 9. doi: 10.2514/1.9433.