

Apprentissage automatique de lois de contrôle d'écoulement par programmation génétique

G. Y. Cornejo Maceda^a, B. R. Noack^b, F. Lusseyran^c, N. Deng^d, L. Pastur^e,
M. Morzyński^f

a. LIMSI, CNRS - UPR3251 Université Paris-Sud, Université Paris-Sud, France + cornejo@limsi.fr

b. LIMSI, CNRS - UPR3251 Université Paris-Saclay, France - TU Braunschweig, Allemagne - TU
Berlin, Allemagne - HIT Shenzhen, Chine + bernd.noack@limsi.fr

c. LIMSI, CNRS - UPR3251 Université Paris-Saclay, France + francois.lusseyran@limsi.fr

d. LIMSI, CNRS, Université Paris-Sud, France + nan.deng@limsi.fr

e. IMSIA - UMR9219, ENSTA ParisTech, France + luc.pastur@ensta-paristech.fr

f. Poznan University of Technology, Pologne + marek.morzynski@put.poznan.pl

...

Résumé :

Ce travail vise à la mise en place de stratégies de contrôle en boucle fermée par apprentissage automatique (Machine Learning, ML) pour les écoulements fluides. Notre outil de contrôle, fondé sur la programmation génétique, est testé sur une configuration d'écoulement simple mais qui réunit les caractéristiques essentielles des écoulements en situation réelle, le "pinball fluidique". La richesse dynamique et la possibilité d'un contrôle multi-entrée, multi-sortie justifie le choix du pinball fluidique comme objet d'étude. Notre contribution réside dans l'accélération de l'apprentissage grâce à une meilleure exploration de l'espace de recherche, notamment en éliminant les lois de contrôles redondantes. La programmation génétique a permis de construire une loi de contrôle non intuitive, combinant deux mécanismes d'action issus de la littérature et avec une meilleure performance, en terme d'objectif de contrôle, que celles atteintes par les études précédentes.

Abstract :

This work aims to implement a closed-loop, machine learning (ML) control strategy for fluid flows. Our control tool, based on genetic programming, is tested on a flow configuration that despite its simplicity gathers characteristics of real flows, the fluidic pinball. The choice of the fluidic pinball is justified by the vast number of accessible dynamics and the possibility of multiple input multiple output (MIMO) control. Our contribution is the acceleration of the learning process. We removed redundant control laws, allowing a better exploration of the search space. Genetic programming managed to build a non intuitive control law, combining two actuation mechanisms of the litterature. This control law outperformed all control laws previously studied.

Mots clefs : apprentissage automatique, contrôle, programmation génétique, intelligence artificielle, réduction de traînée, pinball fluidique

1 Introduction

Le contrôle d'écoulement est au cœur de nombreux défis en ingénierie, tel que la réduction de la traînée pour les véhicules de transport terrestre ou aérien, l'augmentation de la portance en aéronautique, l'amélioration du mélange pour les réactions chimiques parmi bien d'autres. Le contrôle des écoulements par rétroaction s'appuyant sur la connaissance de l'état du système, ouvre la possibilité de contrôle robuste pour ces applications, [6]. Ce travail vise à la mise en place de stratégies de contrôle réalistes par apprentissage automatique (Machine Learning) pour les écoulements fluides. Cette approche permet de tirer parti d'un constat en cours d'émergence : la dynamique non-linéaire du système sous contrôle se révèle généralement beaucoup plus simple que celle du système libre qui, dans le cas des systèmes fluides, présente a priori un très grand nombre de degrés de liberté. Parmi les différentes techniques d'intelligence artificielle, nous présenterons une méthode par programmation génétique [4] qui mime les processus de sélection Darwiniens pour faire émerger empiriquement une loi de contrôle efficace. La résolution du problème de contrôle est ainsi vue comme un problème de régression où l'élément à optimiser est la loi de contrôle elle-même. Cette approche est appliquée à un système fluide conçu à cet effet, le pinball fluidique, car il présente une dynamique riche en couplages non-linéaires de modes et permet d'évaluer des contrôleurs de type MIMO. Le contrôle a pour objectif la réduction de la puissance de traînée induite par le sillage de 3 cylindres en pénalisant la puissance de l'action. Nous pensons que le pinball fluidique constitue un système de référence pour l'évaluation des modèles de contrôle. C'est pourquoi dans un premier temps, nous présenterons une étude de la dynamique naturelle de l'écoulement qui présente un scénario de bifurcations successives vers le chaos, quand le nombre de Reynolds croît, puis les principales réponses au forçage seront explorées. La deuxième partie de l'exposé concernera les améliorations apportées à la programmation génétique et les résultats de réduction de traînée ainsi obtenus (46% de la traînée de l'écoulement naturel).

2 La configuration du pinball fluidique

Nos méthodes et les lois de contrôle qui en découlent sont éprouvées sur une simulation numérique directe en deux dimensions d'un système fluide appelé le pinball fluidique. Il s'agit d'une configuration comprenant trois cylindres parallèles et de même diamètre plongés dans un écoulement. L'axe principal des cylindres passe par les trois sommets d'un triangle équilatéral orienté symétriquement par rapport à la direction de l'écoulement avec un des sommets dirigé vers l'amont. Le diamètre des cylindres et la distance entre deux sommets du triangle sont choisis de telle sorte que la configuration soit proche d'un corps non profilé. La figure 5 (a) présente la configuration du pinball fluidique ainsi qu'une visualisation de la vorticit  pour l'écoulement naturel pour un nombre de Reynolds  gal   100, la longueur caract ristique  tant le diam tre des cylindres. L'actionneur est vectoriel   trois composantes, correspondant chacune   la rotation ind pendante des trois cylindres. Suivant le sens de rotation des cylindres, on peut orienter le fluide incident   la mani re d'un flipper (pinball), d'o  son appellation. Ce qui fait que le fluide peut  tre guid e vers l'ext rieur ou vers l'int rieur de la configuration. L'int r t du pinball est multiple : il pr sente une dynamique riche permettant d'explorer des m thodes de contr le   plusieurs entr es et plusieurs sorties (Multi Input Multi Output, MIMO). De plus, la simplicit  de la g om trie permet une simulation num rique rapide et pr cise.

2.1 Un écoulement dynamiquement riche comme référence pour le contrôle

La dynamique du pinball fluide présente des caractéristiques proches des systèmes réels. En effet, la dépendance en Reynolds de l'écoulement révèle plusieurs bifurcations : une première bifurcation de Hopf supercritique pour $Re_D \approx 18$, puis une bifurcation fourche supercritique pour $Re_D \approx 67$. Pour un nombre de Reynolds d'environ 100 la dynamique devient quasi-periodique et pour $Re_D \approx 120$ elle devient chaotique. La figure 1 résume ces bifurcations. Deng et al. (2018) ont proposé un modèle réduit du pinball fluide reproduisant les deux premières bifurcations avec un système à cinq degrés de liberté. En combinant la rotation des cylindres, le pinball fluide permet d'imiter jusqu'à six mécanismes d'action permettant de stabiliser un sillage, comprenant des forçages constants, périodiques, et avec rétroaction. La stabilisation du sillage par des forçages à haute et basse fréquence, par rapport à la fréquence de lâché tourbillonnaire, montrent que les interactions non-linéaires entre modes facilitent le contrôle du pinball fluide. Pour toutes ces raisons, le pinball fluide est proposé comme écoulement de référence pour le contrôle.

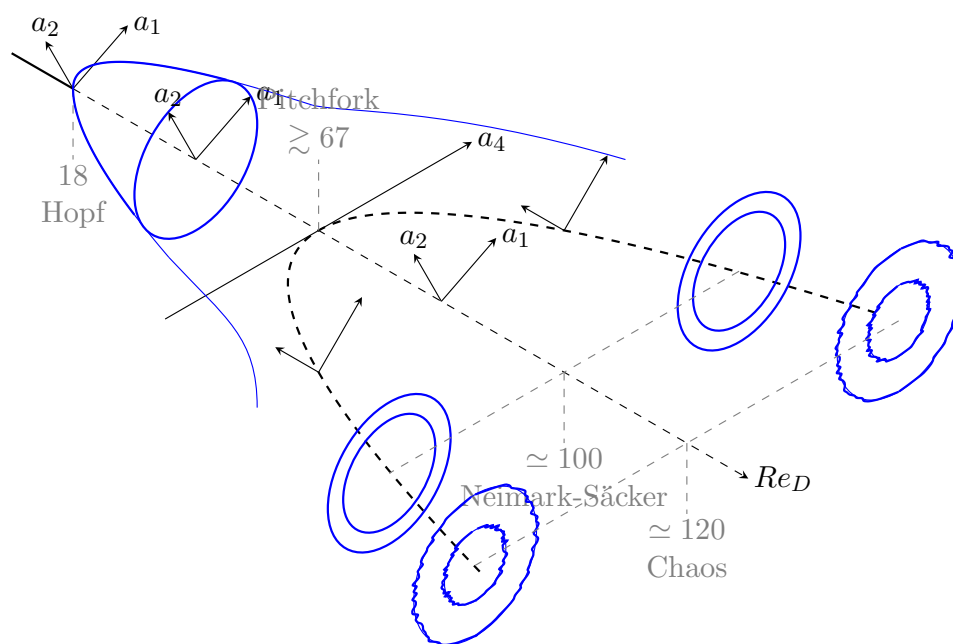


FIGURE 1 – Diagramme de bifurcation du pinball fluide. Le paramètre de contrôle est le nombre de Reynolds Re_D . a_1, a_2, a_3, a_4 et a_5 sont les quatre degrés de liberté utilisés par Deng et al (2018) pour construire un modèle réduit pour les deux premières bifurcations. a_3 et a_5 ne sont pas représentés dans la figure.

Pour un nombre de Reynolds constant et égal à 100, nous avons effectué une étude paramétrique pour un forçage constant symétrique. La loi de contrôle en boucle ouverte est du type :

$$\begin{cases} b_1 = 0, \\ b_2 = -b_3 = b, \end{cases}$$

b_1, b_2 et b_3 étant respectivement les vitesses périphériques des cylindres frontal, inférieur et supérieur et b le paramètre d'étude. Les lois de contrôle avec $b > 0$ aspirent le fluide à contre-courant et permettent de façonner l'arrière du corps de manière plus aérodynamique à la manière d'une queue de bateau. Nous

appelons une telle configuration *boat-tailing*. Pour $b < 0$, le fluide est repoussé à co-courant créant une séparation entre les écoulements supérieurs et inférieurs qui ne se mélangent plus. Cet effet mime celui d'un plateau de séparation derrière un corps non profilé. Nous nommerons une telle configuration *base-bleeding*. Pour des valeurs de b bien choisies, on peut stabiliser le sillage en configuration *boat-tailing* et *base-bleeding*. Par stabilisation du sillage, on entend, dans le cadre de notre étude, réduction de la traînée. En effet, pour $b \approx 3$ et au-delà, le lâché tourbillonnaire est totalement atténué et pour $b = 4.25$ on a une resymétrisation du sillage. On évalue quantitativement la performance du contrôle par une fonction de coût définie ainsi :

$$J = J_a + J_b \quad (1)$$

J_a est la moyenne temporelle de la puissance de traînée et J_b la moyenne temporelle de la puissance nécessaire à l'action. La moyenne temporelle est calculée sur 200 temps convectifs et débute à l'amorce de l'action, elle comprend donc la phase transitoire. La figure 2 présente l'évolution de J , J_a , J_b par rapport au paramètre de contrôle b .

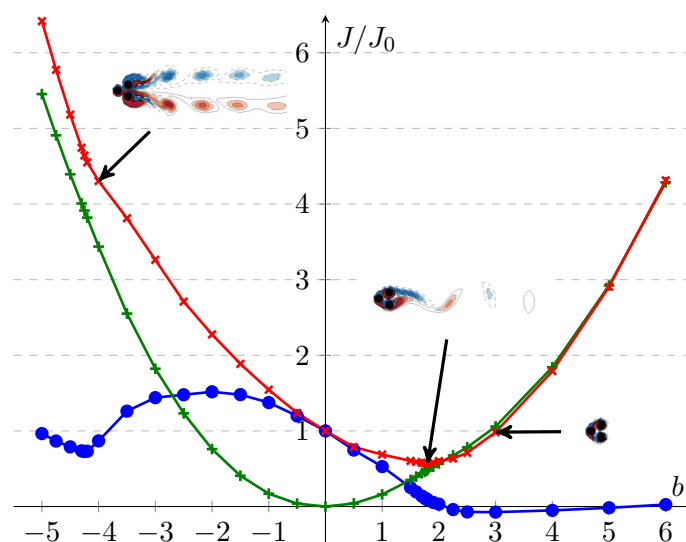


FIGURE 2 – Évolution de la fonction de coût J (\times en rouge) et de ses composantes J_a (\bullet en bleu) et J_b ($+$ en vert) en fonction du paramètre de forçage b . Les trois grandeurs sont normalisées par le coût sans action ($J_b = 0$). Des visualisations du champ de vorticité pour $b = -4$, 1.8, et 3 sont représentées.

On note que la composante J_a présente deux minima, un minimum local pour $b \approx -4.25$ et un minimum global pour $b \approx 3$. Cependant, si on prend en compte le coût de l'action J_b , il n'existe qu'un minimum global pour une configuration de *boat-tailing* à $b \approx 1.8$. Pour un tel contrôle, le lâcher tourbillonnaire persiste mais le diamètre des tourbillons est considérablement diminué. Cette configuration permet une diminution de la fonction de coût de 42,7% et nous servira de référence.

2.2 Simulation numérique directe 2D

Les instantanés du champ de vitesse sont obtenus par simulation numérique directe 2D en résolvant les équations de Navier-Stokes discrétisées par la méthode des éléments finis de Taylor-Hood [5]. Le maillage non structuré est composé de 4225 triangles et de 8633 sommets. Il est choisi de manière à optimiser le temps de calcul tout en assurant une précision adéquate. La méthode est précise au second ordre en espace et au troisième ordre en temps. Les conditions aux limites d'entrée et latérales sont toutes égales à une vitesse longitudinale unitaire et la condition de sortie est une condition de contrainte

nulle. Pour plus de détail sur l'implémentation voir [2], [3]. Le domaine de calcul est $[-6, 20] \times [-6, 6]$ en unité de diamètre d'un cylindre.

3 Méthodologie du contrôle par apprentissage automatique

Nous proposons une stratégie de contrôle auto-adaptative susceptible de maîtriser les systèmes complexes, tels que les écoulements turbulents. Dans le domaine des écoulements fluides, la conception de lois de contrôle fait face à des systèmes à grand nombre de degrés de liberté, présentant des non-linéarités inhérentes au système et des réponses retardées dans le temps.

3.1 Une approche sans modèle

La force des approches basées sur un modèle réduit de la dynamique explorée est d'en réduire la complexité pour permettre un contrôle en temps réel. Leur faiblesse, bien souvent, vient, d'une part, de ne pas pouvoir tirer pleinement profit de la richesse non-linéaire du système et, d'autre part, de n'être effective que dans un domaine de validité restreint, loin des variations en conditions réelles. Une approche sans modèle physique de type boîte noire se révèle capable de s'affranchir de ces contraintes.

L'idée principale du contrôle par apprentissage automatique est de considérer le problème de contrôle comme un problème de régression, c'est à dire un problème d'optimisation fonctionnelle, où l'inconnue à déterminer est la loi de contrôle elle-même $\vec{b} = \vec{K}(\vec{s}(t), \vec{h}(t))$ avec $\vec{s}(t)$ une mesure de l'état du système et $\vec{h}(t)$ une fonction dépendante du temps. Le problème de régression est alors décrit par l'équation (2) qui consiste à trouver la loi de contrôle \vec{K}^* qui minimise une fonction de coût donnée J

$$\vec{K}^* = \underset{K}{\operatorname{argmin}} J(K). \quad (2)$$

Nous résolvons le problème de régression par l'une des techniques d'apprentissage automatique : la programmation génétique dont les premiers résultats datent de Dracopoulos [7]. Elle permet de faire un ajustement des données de l'écoulement \vec{s} avec l'action \vec{b} à effectuer. La figure 3 illustre le processus d'apprentissage.

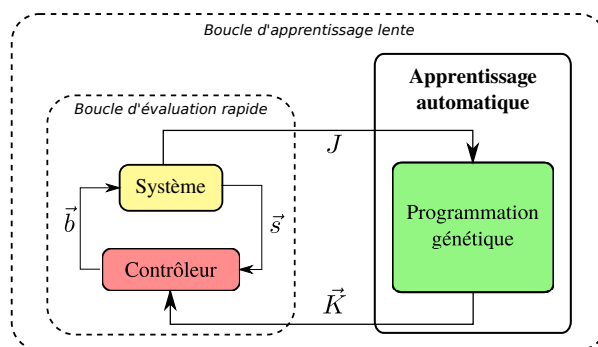


FIGURE 3 – Schéma de principe de la construction de lois de contrôle par apprentissage automatique.

3.2 Programmation génétique

La programmation s'inspire du principe de la sélection naturelle de Darwin, pour faire émerger des lois de contrôle de plus en plus performantes. Tout d'abord, un ensemble (appelé population) de lois de

contrôle (appelées individus) est construit de manière aléatoire à partir d'un ensemble de briques élémentaires que sont les opérations mathématiques ($+$, \times , $-$, \div , ...), des fonctions du temps ($\cos(\omega t)$, $\tanh(t/\tau)$) ou encore des données de l'état de l'écoulement ($s(t)$, $s(t-\tau)$,...). Toutes ces lois de contrôle seront appliquées à l'écoulement et leur performance estimée grâce à la fonction de coût J . En fonction de leur efficacité, les lois de contrôle vont servir de base pour former la population de la génération suivante. Le processus de construction d'une nouvelle population de lois de contrôle se fait grâce à des opérations dites génétiques (crossover, mutation, réplication). Les nouvelles lois de contrôle vont être à nouveau évaluées et vont permettre de construire la génération suivante. Ce processus évolutif permet de faire apparaître des lois de contrôle de plus en plus performantes et est répété jusqu'à atteindre le critère d'arrêt, pour nous, un nombre maximum de générations. La programmation génétique nécessite une évaluation systématique de toutes les lois de contrôles pour pouvoir déterminer leur performance ; cette étape est désignée comme *boucle d'évaluation rapide*. En revanche, la boucle d'apprentissage elle-même, est dite *lente*, car elle exige une connaissance des performances de toutes les lois de contrôle à une génération donnée pour pouvoir construire la génération suivante. Les grandes lignes de notre approche de la programmation génétique sont développées dans Duriez (2016). L'objectif de notre travail est de produire des lois de contrôle les plus performantes possibles avec un nombre d'évaluations fini donné. Notre contribution actuelle à l'amélioration de l'algorithme vise à accélérer le processus d'apprentissage en excluant les lois de contrôles équivalentes, permettant une meilleure exploration de l'espace de recherche. Nous définissons les lois de contrôle équivalentes, comme des lois ayant une expression syntaxique différente mais qui sont numériquement égales. Éliminer les lois de contrôle équivalentes permet de tester des dynamiques nouvelles et donc d'explorer l'espace de recherche plus efficacement. Nous choisissons d'écarter ces lois de contrôle à deux niveaux :

- au niveau de la population, toute nouvelle loi de contrôle construite, dans une population donnée, sera nécessairement différente de toutes celles dans cette population.
- au niveau de la base de donnée, toute nouvelle loi de contrôle construite sera nécessairement différente de toutes celles déjà explorées.

Le deuxième niveau de filtrage comprend bien évidemment le premier. L'équivalence entre lois devrait pouvoir être atteinte par une simplification symbolique, mais cette approche est souvent délicate en pratique. C'est pourquoi la mesure de l'écart entre lois a été réalisée en les comparant pour une centaine de valeurs arbitrairement choisies entre les extremums des \vec{s} et un certain nombre de valeurs prises par \vec{h} au cours du temps. Il s'agit donc d'une comparaison statistique qui n'assure pas la stricte équivalence des lois comparées.

4 Application de la programmation génétique au pinball fluide

La programmation génétique a été appliquée au pinball fluide avec succès, ce qui a permis de déterminer une loi de contrôle plus performante que la meilleure configuration de boat-tailing (gain de coût de 46.0%, au lieu de 42.7%). Ce résultat a été obtenu après 1000 évaluations, soit une population de 100 individus évoluant au cours de 10 générations. Ce succès de la programmation génétique réside dans la synthèse automatique d'une loi de contrôle qui combine deux stratégies de la littérature : un forçage en boat-tailing pour les cylindres arrières et un contrôle de phase pour le cylindre avant.

On remarque (figure 4), que les vitesses azimutales des cylindres inférieur et supérieur sont approximativement égales en valeur absolue (≈ 1.8), imitant ainsi un contrôle de type boat-tailing. En pratique, le cylindre inférieur subit une légère modulation non perceptible après le transitoire mais qui, pendant

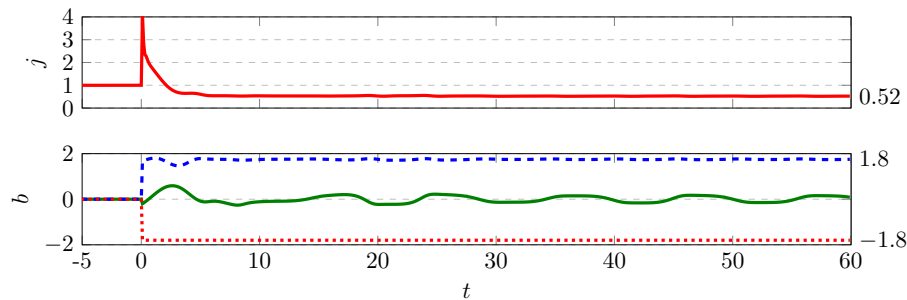


FIGURE 4 – Évolution temporelle de la fonction de coût instantanée j (figure du haut) et de la vitesse azimutale des cylindres b (figure du bas) pour la loi de contrôle obtenue par programmation génétique. Dans la figure du bas, nous représentons la vitesse azimutale de la surface de chacun des cylindres. Une valeur positive désignant une vitesse de rotation dans le sens trigonométrique. La courbe bleue (ligne discontinue) pour le cylindre inférieur, la courbe verte (en trait plein) pour le cylindre frontal et la courbe rouge (en pointillé) pour le cylindre supérieur. Au temps $t = 0$ on passe d'une action nulle à une action non nulle.

celui-ci, concoure à la convergence. Le cylindre frontal a une vitesse de rotation non nulle pilotée directement par la composante verticale de la vitesse $s(t)$ prélevée en un point situé à la hauteur du cylindre frontal et à 5 diamètres en aval du plan arrière des cylindres. Cette rétroaction constitue un contrôle de phase. On retrouve cette donnée de vitesse ($s(t)$) dans l'expression de la loi de contrôle du cylindre inférieur où il forme un terme non-linéaire en multipliant le signal avec lui-même retardé. $s(t - 1)$ désignant le signal $s(t)$ retardé d'une unité de temps convectif. Les expressions des lois de contrôles des trois cylindres sont données par l'équation 3.

$$\begin{cases} b_1 = -s(t) \\ b_2 = 1.76 - s(t)s(t - 1) \\ b_3 = -1.80 \end{cases} \quad (3)$$

La position de la sonde de vitesse en aval de l'écoulement a été choisi par la programmation génétique parmi une matrice de 15 sondes. En ce sens, la programmation génétique se comporte comme un optimiseur de positionnement des sondes, il permet d'identifier en quel(s) point(s) l'information est la plus pertinente pour le contrôle.

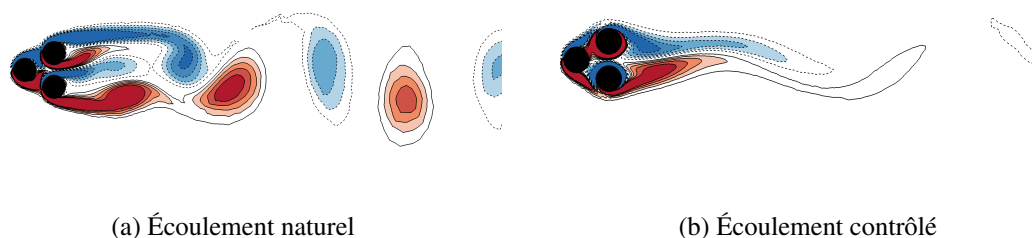


FIGURE 5 – Champ instantané de vorticité, après 200 unités de temps convectif, pour l'écoulement naturel et pour l'écoulement contrôlé par la loi de contrôle équation (3). Une vorticité négative est indiquée en bleu et délimité par des lignes d'isovaleurs en pointillé), et une vorticité positive est signalée en rouge et délimité par des lignes d'isovaleurs en trait plein.

On remarque dans le champ instantané de vorticité en écoulement contrôlé, que le sillage du pinball fluïdique n'est pas totalement stabilisé mais que l'amplitude des oscillations est légèrement plus réduite que celle dans la configuration de boat-tailing ($b = 1.8$) de la figure 2.

5 Conclusion et perspectives

Nous employons une technique de programmation génétique visant à minimiser une fonction coût et qui permet d'explorer suffisamment l'espace des lois de contrôle de notre système. L'approche adoptée est une approche sans modèle et permet d'explorer pleinement les dynamiques non linéaires de notre système. À ce stade, l'essentiel de notre apport méthodologique consiste à définir les critères d'élimination des lois de contrôle équivalentes. Nous avons ainsi diminué le temps d'apprentissage d'un facteur 4 environ et obtenu une meilleure loi de contrôle. L'application de la programmation génétique sur le pinball fluidique a permis de révéler une loi de contrôle plus performante que celle obtenue par une étude paramétrique et qui combine deux mécanismes issus de la littérature : le boat-tailing et le forçage en phase. Dans une prochaine étape, nous visons à reproduire de telles performances avec encore moins d'évaluations et en garantissant une robustesse vis-à-vis du nombre de Reynolds.

Remerciements

Recherche soutenue par le projet FlowCon ANR-17-ASTR-0022 : Contrôle d'écoulements turbulents en boucle fermée par apprentissage automatique.

Références

- [1] N. Deng, L. R. Pastur, M. Morzyński, B. R. Noack, Low-order model for successive bifurcations of the pinball fluidique, arXiv preprint arXiv :1812.08529 (2018).
- [2] B. R. Noack, M. Morzyński, The fluidic pinball : a toolkit for multiple input multiple-output flow control (version 1.0). Tech. Rep. 02/2017
- [3] B. R. Noack, K. Afanasiev, M. Morzyński, G. Tadmor, F. Thiele, A hierarchy of low-dimensional models for the transient and post-transient cylinder wake. *J. Fluid Mech.* **497** (2003) 335-363
- [4] T. Duriez, S. Brunton, B. R. Noack, Machine learning control : Taming nonlinear dynamics and turbulence Springer 2016
- [5] C. Taylor, P. Hood, A numerical solution of the Navier-Stokes equations using the finite element technique, *Comput. Fluids* **1** (1973) 73-100
- [6] S. Brunton, B.Noack, Closed-Loop Turbulence Control : Progress and Challenges *Appl. Mech. Rev., Transactions of the ASME* **050801-48**, vol **67** (2015)
- [7] D. Dracopoulos, Evolutionary Learning Algorithms for Neural Adaptive Control, Springer 1997