

Optimal Closed-Loop Control of Step Flow Separation Using Genetic Programming*

Research Article

Siroos Kasmaiee¹ , Mehran Tadjfar², Saman Kasmaiee³

 [10.22067/jacsm.2024.88143.1261](https://doi.org/10.22067/jacsm.2024.88143.1261)

Abstract-- In this research, novel model-free method based on machine learning for closed-loop control of flow separation behind a step is introduced. The primary goal of this study is to reduce the recirculation zone behind the step at a Reynolds number of 1350, which is achieved by a jet slot. In this study, the flow was simulated as unsteady and two-dimensional based on finite volume discretization. Feedback control rules have been optimized based on a cost function that includes the area of the recirculation flow and the costs associated with the injection. This optimization process was carried out using genetic programming algorithms. A tree-based genetic programming was used to construct various injection model functions and create a closed-loop control system. After evolving through 8 generations with 500 samples in each generation, the algorithm arrives at a feedback rule capable of reducing the recirculation flow area by up to 60%. This machine learning-based control system was compared with the best open-loop jet based on Kelvin-Helmholtz frequency pulsation.

Key Words. Flow control, Genetic programming, Numerical simulation, Machine learning, Computational fluid mechanics.

1- Introduction

Closed-loop control has received increasing attention in research due to its high potential to increase robustness and efficiency [1]. Due to the nonlinear nature of fluid phenomena, timely control is very challenging. The challenges of model-based control design have led us to search for model-free control rules using machine learning methods such as evolutionary algorithms or artificial neural networks [2]. Genetic programming is used to find a control law that optimizes a cost function. Like the genetic algorithm, the search space exploration is performed along with the cost function minimization [3]. The main difference and advantage over the genetic algorithm is that genetic programming optimizes arbitrary functions, which allows it to be used model-free and, therefore, explores a larger search space. Compared to the neural network, its advantage is producing the output and

providing the optimal function form. This function allows us to study the control law and gain knowledge of flow physics. These algorithms are commonly used in many logistic and pattern recognition tasks. However, genetic programming-based control laws are rare in numerical simulations of closed-loop flow control. One of the obstacles to applying this type of algorithm in the numerical simulation of flow control is that many simulations are required to satisfy the convergence criterion. According to the studies done in the control field based on genetic programming, no research has dealt with the separation of step flow in numerical simulation. Therefore, in this study, the optimal closed-loop control of step flow separation using genetic programming has been discussed numerically for the first time.

2- Modeling and Validation

A. Problem-solving method and boundary conditions

This study simulates the flow behind a step in two dimensions based on the finite volume method. A pressure-based solver is used. The semi-implicit SIMPLE numerical algorithm method has been used for pressure-related equations for pressure-velocity coupling. In this study, the turbulence model used was $k-\omega$ SST. For the input, the input velocity condition was selected. The intensity of incoming turbulence is 10%, according to similar experimental and numerical studies. The condition of the output pressure equal to the free flow pressure was considered for the flow output. For step and other walls, no-slip and adiabatic wall conditions were considered.

* Manuscript received May 20, 2024, Revised, August 19, 2024, Accepted December 28, 2024.

¹ Corresponding author. PhD Student, Department of Aerospace Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.
Email: siroos.kasmaiee@aut.ac.ir.

² Associate Professor, Department of Aerospace Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

³ PhD Student, Department of Aerospace Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

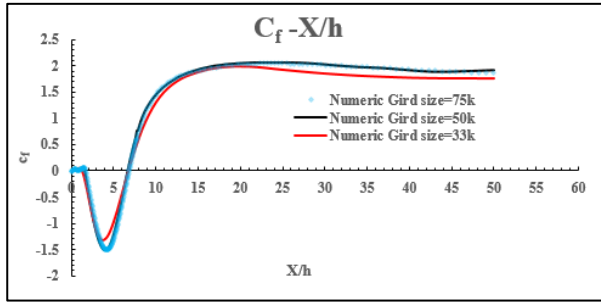


Fig. 1. The effect of grid size on step friction coefficient in terms of dimensionless distance.

B. Verification and validation

A study of independence from the grid was carried out to check the adequacy of the final grid and the lack of dependence of the aerodynamic coefficients on the grid. Fig. 1 presents the effect of the number of grid cells on the friction coefficient of the wall after the step. The final mesh has a total number of 50,000 cells.

In order to validate, we compared our numerical results with the experimental data of Driver and Seegmiller [4] and the numerical data of Chettri [5]. The comparison between the simulated and experimental results for the skin friction coefficient at the bottom wall after the step can be seen in Fig. 2. As can be seen, the present simulation results are in good agreement with the experimental results. They are even more consistent with the experimental results than the numerical work of Chettri [5]. Therefore, the present simulation correctly predicts the flow behavior and is accurate.

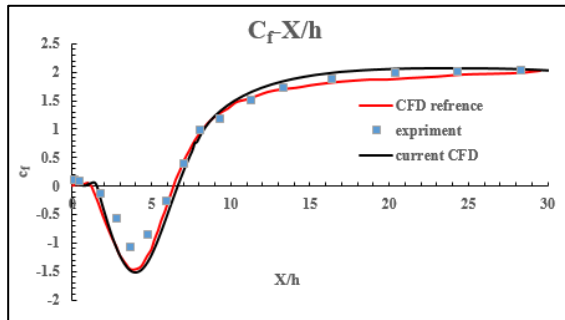


Fig. 2. Comparing the coefficient of friction behind the step with other research.

C. The location of the injector and the step investigated in the present study

A step is considered a benchmark geometry for the study of separated flows. The separation is caused by a sharp edge that creates a strong shear layer prone to Kelvin-Helmholtz instability. Due to the presence of the injector system for control and the speed limitations of the control jet, in the present study, we considered the characteristics of the injection and step system to investigate the idea of closed-loop control, as shown in Fig. 3. Reynolds was also considered in 1350.

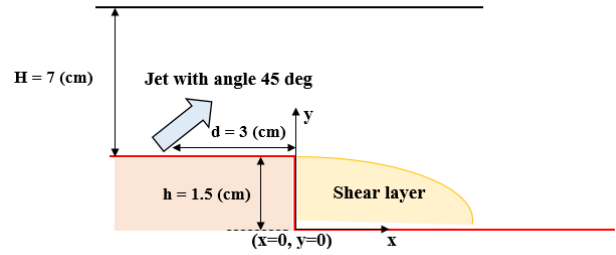


Fig. 3. Schematic of step geometry, position of slotted jet and definition of main parameters.

3-Control of Genetic Programming

Recirculation plays a significant role in the flow behind the step and is mainly used for flow evaluation as well as a target for flow separation control. The overall process of the flow closed-loop control algorithm is summarized in Fig. 4. Genetic programming is used when the problem naturally has a tree structure. Since our goal in this research is to produce a mathematical function for the jet operator and the construction of mathematical functions can also be expressed as a tree, genetic programming was used.

4- Results and Discussion

After eight generations and about 4000 simulations, the algorithm converged. The optimal control law has a complex mathematical expression:

$$b = \sin((\cos(0/65725)) - (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s))))))) \quad (1)$$

However, the best control law diagram for the final generation has a simple structure shown in Figure 5 for $0 \leq s \leq 1$. The region of controlled normal rotation is positive by definition. The rotation region with the best control law is always smaller than the average uncontrolled region. Note that the control law leads to its blowing as a function of s . The order of the operator b has a non-linear and monotonic dependence on s , which shows that it cannot be achieved through a linear process. By examining the jet velocity injection in the simulation, it was found that the injection occurs at $b \approx 0.4$ most of the time. At first, the injection rate is high, but this rate decreases after 3 to 4 seconds.

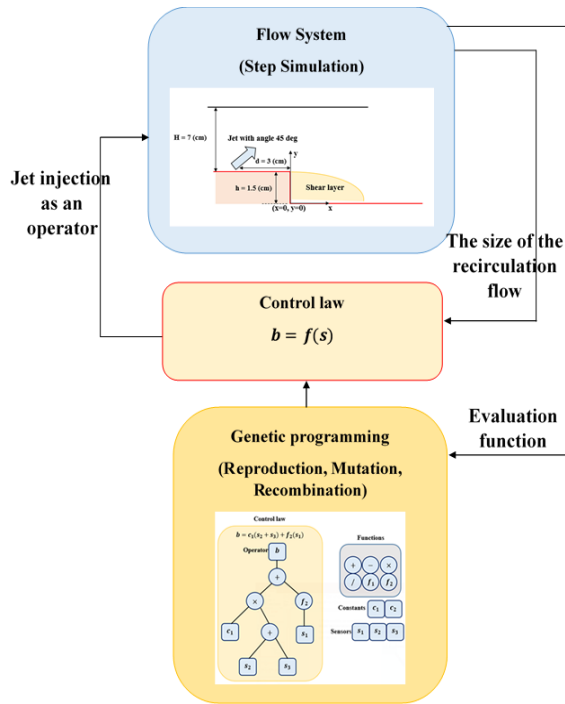


Fig. 4. Closed loop control process with genetic programming.

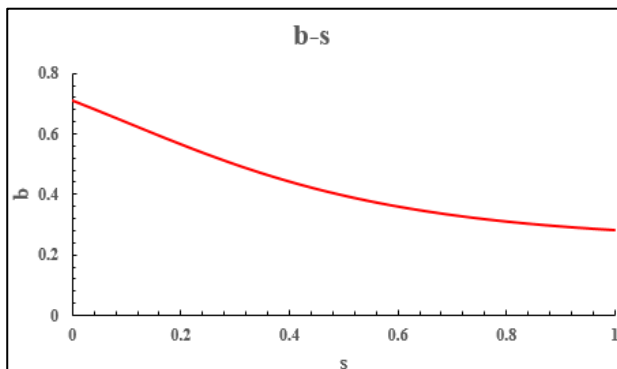


Fig. 5. Diagram of the best control law obtained from genetic programming.

5- Conclusion

This study uses machine learning control to develop an efficient control law that aims to minimize recirculation in a simulated back-step flow. Genetic programming was used as a closed-loop controller in this study. Active flow control based on jet injection was used to control the separated flow by spending energy. Therefore, the evaluation function was considered a function of the circulation area, and energy consumption was required to create this injection. In this algorithm, over eight generations, the population evolves towards more optimal solutions that reduce the cost function. It has a lower concentration and a better evaluation function than pulse injection.

6- References

- [1] N. Gautier, J.-L. Aider, T. Duriez, B. R. Noack, M. Segond, and M. Abel, "Closed-loop separation control using machine learning," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 770, pp. 442–457, 2015. <https://doi.org/10.1017/jfm.2015.95>
- [2] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Machine learning-based optimization of a pitching airfoil performance in dynamic stall conditions using a suction controller," *Physics of Fluids*, vol. 35, no. 9, 2023. <https://doi.org/10.1063/5.0164437>
- [3] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Optimization of blowing jet performance on wind turbine airfoil under dynamic stall conditions using active machine learning and computational intelligence," *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 49, no. 2, pp. 1771–1795, 2024. <https://doi.org/10.1007/s13369-023-07892-9>
- [4] D. M. Driver and H. L. Seegmiller, "Features of a reattaching turbulent shear layer in divergent channel flow," *AIAA Journal*, vol. 23, no. 2, pp. 163–171, 1985. <https://doi.org/10.2514/3.8890>
- [5] C. Chettri, "Numerical solution of a 2D flow over a backward facing step," 2018. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28668.64646>



کنترل حلقه بسته بهینه جدایش جریان پله با بهره‌گیری از برنامه‌نویسی ژنتیکی*

مقاله پژوهشی

سیروس کسمائی^(۱) ID، مهران تاج‌فر^(۲)، سامان کسمائی^(۳)

DOI: 10.22067/jacsm.2024.88143.1261

چکیده در این پژوهش، روش نوین و بدون نیاز به مدل‌سازی و مبتنی بر یادگیری ماشین برای کنترل حلقه بسته جدایش پشت پله معرفی شده است. هدف اصلی این مطالعه، کاهش محدوده جریان بازگشتی پشت پله در عدد رینولدز ۱۳۵۰ است که توسط یک شکاف جت این کار انجام می‌شود. در این مطالعه برپایه گسسته‌سازی حجم محدود، جریان به صورت ناپایا و دو بعدی شبیه‌سازی گردید. قوانین کنترل بازخوردی بر پایه یک تابع هزینه که شامل مساحت جریان بازگشتی و هزینه‌های مربوط به تزریق است، بهینه‌سازی شده‌اند. این فرایند بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های برنامه‌نویسی ژنتیکی صورت گرفته است. از برنامه‌نویسی ژنتیکی که مبتنی بر ساختار درخت است برای ساخت انواع توابع مدل تزریق و ایجاد کنترل حلقه بسته سیستم استفاده شد. پس از گذشت ۸ نسل با ۵۰۰ نمونه در هر نسل، الگوریتم به یک قانون بازخوردی می‌رسد که قادر است محدوده جریان بازگشتی را تا ۶۰٪ کاهش دهد. این سیستم کنترلی مبتنی بر یادگیری ماشین با بهترین تزریقگر حلقه باز که مبتنی بر پاشش با فرکانس کلونین-هلمهولتز است، مقایسه شد.

واژه‌های کلیدی کنترل جریان، برنامه‌نویسی ژنتیکی، شبیه‌سازی عددی، یادگیری ماشین، مکانیک سیالات محاسباتی.

مقدمه

جمله الگوریتم‌های پیچیده برای پردازش و فشرده‌سازی داده‌ها و پایگاه‌های داده‌ای مکانیک سیال توسعه یافته‌اند [6,7]. با این حال، تحلیل داده‌های مکانیک سیالات بیشتر به دانش و تخصص متخصصان تجزیه و تحلیل آماری و الگوریتم‌های تحلیلی بستگی دارد. مکانیک سیالات از الگوریتم‌های یادگیری بهره می‌برد و در مقابل، چالش‌های جدیدی را پیش روی این فناوری‌ها قرار می‌دهد که می‌تواند به پیشرفت و تکامل آن‌ها کمک کند و درک انسانی و بینش مهندسی را تعمیق بخشد [8]. امروزه، یادگیری ماشین به سرعت در حال گسترش در زمینه مکانیک سیالات است و یک چارچوب مدل‌سازی ماژولار و انعطاف‌پذیر را ارائه می‌دهد که می‌تواند برای مقابله با بسیاری از چالش‌های موجود در این حوزه، از جمله کاهش ابعاد [9]، تحلیل داده‌های تجربی [10]، بهینه‌سازی شکل [11]، مدل‌سازی آشفتگی [12] و کنترل جریان

استفاده از دانش هوش مصنوعی در عرصه‌های مختلف علمی با سرعت در حال افزایش است. در حال حاضر، شاهد به‌کارگیری فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در زمینه‌های متنوعی همچون بینایی کامپیوتر [1,2]، پردازش زبان طبیعی [3] و حل مسائل بهینه‌سازی [4] هستیم. مکانیک سیالات نیز، که از گذشته با حجم عظیمی از داده‌های آزمایشگاهی، اندازه‌گیری‌های میدانی و شبیه‌سازی‌های عددی در مقیاس وسیع درگیر بوده است، از این قاعده مستثنی نیست. در دهه‌های اخیر، با توجه به پیشرفت‌های صورت گرفته در سیستم‌های محاسباتی پیشرفته و تکنیک‌های اندازه‌گیری آزمایشی، داده‌های حجیم به یک واقعیت در تحقیقات مکانیک سیال تبدیل شده‌اند [5]. در نیم قرن گذشته، تکنیک‌های متعددی برای مدیریت این داده‌ها، از

* تاریخ دریافت مقاله ۱۴۰۳/۲/۳۱ و تاریخ پذیرش آن ۱۴۰۳/۱۰/۸ می باشد.

Email: siroos.kasmaiee@aut.ac.ir

(۱) نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

(۲) دانشیار، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

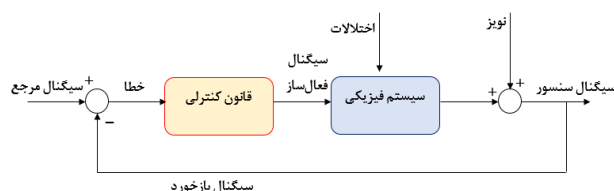
(۳) دانشجوی دکتری، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

۳. کاهش نویز حسگر

۴. ایجاد مقاومت در برابر اغتشاشات بیرونی و عدم قطعیت مدل و از بین بردن اثر آن‌ها

الگوریتم‌های یادگیری به طور فزاینده‌ای برای بهینه‌سازی جریان و کنترل مسائل مرتبط با توابع هزینه چندگانه مورد استفاده قرار می‌گیرند. این الگوریتم‌ها، به صورت تکراری عمل می‌کنند و معمولاً نیازمند ارزیابی‌های متعدد تابع هدف هستند که بسیار بیشتر از الگوریتم‌های مبتنی بر شیب گرادیان است [15]. همچنین، آن‌ها همواره همگرایی را تضمین نمی‌کنند و توصیه می‌شود که در صورت استفاده از تکنیک‌هایی مانند روش‌های مجاور، احتیاط شود. با این حال، تکنیک‌هایی مانند یادگیری تقویتی نشان داده‌اند که می‌توانند حتی بهتر از استراتژی‌های موجود برای کنترل جریان عمل کنند [16]. در واقع، ممکن است برای برخی از کلاس‌های مسائل کنترل و بهینه‌سازی جریان، الگوریتم‌های یادگیری به صورت انتخابی عمل کنند. در مقابل مدل‌سازی جریان، الگوریتم‌های یادگیری از طریق تعامل با داده‌ها به روش‌های مختلف به بهینه‌سازی و کنترل می‌پردازند. می‌توان از یادگیری ماشین برای توسعه مدل‌های جایگزین جریان استفاده کرد که به عملکرد هزینه و پارامترهای کنترل و بهینه‌سازی مرتبط هستند. مدل‌های جایگزین مانند شبکه‌های عصبی می‌توانند حتی برای روش‌های مبتنی بر شیب نیز مفید باشند، اگرچه گاهی در دام حداقل‌های محلی می‌افتند. الگوریتم‌های چند وجهی نیز می‌توانند به عنوان نمایندگانی برای محاسبه تابع هزینه به کار روند. با پیشرفت در یادگیری، داده‌های جدید به سمت نتایج بهینه‌سازی هدایت می‌شوند. از سوی دیگر، مسئله بهینه‌سازی کنترل ممکن است به صورت یادگیری توزیع احتمال پارامترهایی که عملکرد هزینه را به حداقل می‌رسانند، توصیف شود. این توزیع احتمالی بر اساس نمونه‌برداری از تابع هزینه در طول فرایند بهینه‌سازی تولید می‌شود. علاوه بر این، روش‌های مدل‌های خطی و غیرخطی استفاده می‌شوند، به خوبی با مسائل بهینه‌سازی پیچیده و غیرخطی در کنترل جریان سازگار هستند. گفته می‌شود که با دسترسی به رایانه‌های قدرتمند، فاصله بین بهینه‌سازی و کنترل کاهش می‌یابد. با این حال، تنوع مقیاس‌های

[13] به کار رود. در حوزه کنترل جریان، اعمال کنترل‌های فعال یا غیرفعال می‌تواند تأثیرات قابل توجهی بر دینامیک جریان داشته باشد و ممکن است ماهیت سیستم را تغییر دهد، به گونه‌ای که پیش‌بینی‌های مبتنی بر داده‌های سیستم‌های بدون کنترل دشوار یا غیرممکن شود. هرچند داده‌های سیالاتی در برخی ابعاد، مانند دقت مکانی، وسیع هستند. ممکن است در دیگر ابعاد، مانند زمانی یا پارامتریک، محدود یا پراکنده باشند [8]. لذا، انجام مطالعات پارامتریک می‌تواند هزینه‌بر باشد. علاوه بر این، داده‌های سیالاتی می‌توانند در نوع خود بسیار متفاوت باشند و انتخاب مناسب روش‌های یادگیری ماشینی نیازمند دقت و توجه خاصی است. همچنین، بسیاری از سیستم‌های سیالاتی غیرثابت هستند و حتی در مورد جریان‌های پایا، بدست آوردن نتایج آماری معتبر می‌تواند هزینه‌بر و زمان‌بر باشد. در بحث کنترل جریان، به جای تصمیم‌گیری‌هایی که صرفاً بر اساس مرجع مورد نظر انجام می‌شود و در کنترل حلقه باز مشاهده می‌شود می‌توان با سیگنال برگشتی از اندازه‌گیری سنسور خروجی سیستم، حلقه را بسته به گونه‌ای که کنترل‌کننده بداند که آیا به هدف مورد نظر رسیده است یا خیر. نمودار کنترل بازخوردی حلقه بسته در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱. نمودار کنترل بازخوردی حلقه بسته

بازخورد مبتنی بر سنسور، راه‌حلی برای مشکلاتی فراهم می‌کند که با کنترل حلقه باز ایجاد می‌شود. اغلب می‌توان با کمک بازخورد سنسور، یک سیستم ناپایدار را پایدار کرد در حالی که هرگز نمی‌توان این کار را با یک کنترل‌کننده حلقه باز انجام داد. علاوه بر این، کنترل حلقه بسته نسبت به اختلالات بیرونی و عدم قطعیت مدل مقاوم است که هر دو مورد در خروجی سنسور اندازه‌گیری می‌شوند. به طور خلاصه، کنترل بازخوردی برای کارهای زیر ضروری است [14]:

۱. بهینه‌سازی یک حالت یا خروجی با توجه به تابع هزینه معین
۲. ایجاد پایداری یک سیستم ناپایدار



شکل ۲. تقسیم بندی کلی انواع کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین

مطالعات زیادی بر روی شبیه‌سازی عددی نمونه‌های صنعتی که فقط به بررسی فیزیک جریان بدون استفاده از کنترل جریان می‌پردازند، انجام شده است [18]. از طرفی تزریق جت یکی از پرکاربردترین و متداول‌ترین پدیده‌هایی است که ما در زندگی خود شاهد آن هستیم و تقریباً در همه امور زندگی با آن مواجه هستیم [19]. لذا پژوهشگران نیز به سرعت به استفاده از این مکانیزم‌ها برای کنترل جریان پرداختند. موارد متعددی از اجرای موفقیت‌آمیز کنترل جریان به شکل غیرفعال و فعال با حلقه باز مشاهده شده است از جمله می‌توان به مطالعات کسمائی و همکاران [20,21]، گوتیه و ایدر [22] اشاره کرد. کنترل حلقه بسته به دلیل پتانسیل بالای خود برای افزایش استحکام و کارآمدی، مورد توجه فزاینده‌ای در تحقیقات قرار گرفته است [23-27]. در آزمایش‌ها، بیشتر کنترل‌های حلقه بسته به صورت تطبیقی [23,27] و بر پایه نیروی دوره‌ای که به آرامی تغییر می‌کند، استوار هستند. به دلیل طبیعت غیرخطی پدیده‌های سیال، کنترل به موقع بسیار چالش‌برانگیز است. اکثر طراحی‌های کنترل مبتنی بر مدل بر پایه یک مدل خطی کاهش‌یافته و سفارشی (محلی) هستند و از تداخل فرکانسی صرف‌نظر می‌کنند. کاهش ابعاد مدل برای استحکام و توانایی اجرای آنلاین در آزمایش‌ها حیاتی است [23,24]. تعداد اندکی از مدل‌های کاهش‌یافته مبتنی بر کنترل به تداخل فرکانسی می‌پردازند. چالش‌های طراحی کنترل مبتنی بر مدل ما را به سمت جستجوی قوانین کنترل بدون مدل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی مانند الگوریتم‌های تکاملی [28] یا شبکه‌های عصبی مصنوعی [29] سوق داده است. این پژوهش بر پایه و توسعه کارهای پیشگامانه در زمینه کنترل

مهم فضایی و غیرخطی بودن فرایندها، بهینه‌سازی زمان واقعی برای کنترل جریان را به یک چالش برای دهه‌های آینده تبدیل می‌کند [8].

کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، که زیرمجموعه‌ای از حوزه‌های یادگیری ماشین، نظریه کنترل هوشمند و شاخه کنترل محسوب می‌شوند، به حل مسائل مربوط به کنترل بهینه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین می‌پردازند. چهار دسته اصلی مسائلی که اغلب با آن‌ها روبرو هستیم عبارتند از [17]:

۱. شناسایی پارامتر کنترل: در صورتی که ساختار قانون کنترل مشخص باشد اما پارامترها ناشناخته باشند، کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین به کار گرفته می‌شوند تا این پارامترها را شناسایی کنند. به عنوان مثال، می‌توان از الگوریتم‌های ژنتیکی برای بهینه‌سازی ضرایب یک کنترل‌کننده مشتق‌گیر یا کنترل بهینه زمان گسسته استفاده کرد.

۲. طراحی کنترلر به عنوان مسئله رگرسیون نوع اول: اگر سیگنال‌های سنسور و دستورات تحریک بهینه برای هر حالت شناخته شده باشند، کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین می‌توانند نداشت عمومی غیرخطی را از سیگنال‌های حسگر به دستورات تحریک تقریب بزنند. این کار معمولاً با استفاده از شبکه‌های عصبی انجام می‌شود.

۳. طراحی کنترلر به عنوان مسئله رگرسیون نوع دوم: کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین می‌توانند قوانین کنترل غیرخطی دلخواه را که عملکرد هزینه را به حداقل می‌رسانند، شناسایی کنند حتی بدون نیاز به دانستن مدل یا ساختار قانون کنترلر. بهینه‌سازی در این حالت بر اساس عملکرد کنترلر (عملکرد هزینه) صورت می‌گیرد و برنامه‌نویسی ژنتیکی یکی از روش‌های قدرتمند برای این منظور است.

۴. کنترلر یادگیری تقویتی: قانون کنترل ممکن است به طور مداوم بر اساس تغییرات عملکرد اعمال شده (پاداش) اندازه‌گیری و با استفاده از یادگیری تقویتی به‌روزرسانی شود.

به طور خلاصه، کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین شامل کنترل شبکه عصبی، کنترل مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، کنترل برنامه‌نویسی ژنتیکی و کنترل یادگیری تقویتی می‌باشند [17]. این کنترلرها را می‌توان مطابق شکل (۲) دسته‌بندی کرد.

جریان این است که تعداد زیادی آزمایش برای برآورده کردن معیار همگرایی مورد نیاز است. چندین مطالعه تجربی به استفاده از این مدل یادگیری در کار خود پرداختند. دورریز و همکاران [35] از برنامه‌نویسی ژنتیکی برای یافتن قوانین کنترل حلقه بسته در مسائل کنترل جریان استفاده کرده‌اند. این رویکرد هنگام اعمال بر روی سیستم‌های پویای پیچیده برای کنترل آشفته‌گی حلقه بسته در یک آزمایش مؤثر واقع شد. گوئی و همکاران [36] در کار تجربی خود به بررسی استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیکی برای کنترل جریان و کاهش منطقه جدایش پایین‌دست یک پله پرداختند. در سایر بخش‌های مکانیک بشدت از کنترل حلقه بسته استفاده شده است. کنترل لغزش سیستم تعلیق خودرو [37]، کنترل ارتفاع ربات میکرومحرک پیچشی دو درجه آزاد [38]، کنترل ارتفاع ربات سیار چرخ‌دار چندحالتی [39]، کنترل گام متغیر برای یک کوادروتور [40]، کنترل حرکت یک ربات کروی بر روی سطح شیب‌دار [41]، نمونه‌های از مطالعاتی است که در آن از کنترل بازخوردی حلقه بسته استفاده شده است.

در بررسی مطالعات صورت گرفته، در زمینه کنترل مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی پژوهشی که بصورت شبیه‌سازی عددی بر روی جدایش جریان پله پرداخته باشد، یافت نشد. در هیچ پژوهشی به کنترل حلقه بسته با برنامه‌نویسی ژنتیکی در شبیه‌سازی‌های سیالاتی بمنظور کنترل جریان پرداخته نشده بود که نبود کد لازم برای کوپل نرم‌افزارهای سیالاتی با برنامه‌نویسی ژنتیکی و تعداد زیاد شبیه‌سازی مورد نیاز برای همگرایی این الگوریتم از دلایل نپرداختن سایرین به این موضوع بوده است. اما از آنجایی که این الگوریتم دارای بازدهی بالا می‌باشد و در سایر بخش‌ها توانسته است عملکرد درخشانی را در زمینه کنترل حلقه بسته از خود نشان دهد. لذا در کار حاضر برای اولین بار به کنترل حلقه بسته بهینه جدایش جریان پله با بهره‌گیری از برنامه‌نویسی ژنتیکی به صورت عددی پرداخته شده است. در این پژوهش برای اولین بار استفاده از توسعه کد به کوپل کردن نرم‌افزارهای سیالاتی با برنامه‌نویسی ژنتیکی پرداخته شد و در ادامه حدود ۴ هزار شبیه‌سازی انجام شد تا یک قانون کنترل حلقه بسته مؤثر برای کنترل جریان به دست آید. در بخش مدل‌سازی و صحت‌سنجی، روش شبیه‌سازی و صحت‌سنجی توصیف شده است. برنامه‌نویسی ژنتیکی نیز در بخش کنترل برنامه‌نویسی ژنتیکی ارائه شده است. نتایج کنترل حلقه بسته در نتایج و بحث

مبتنی بر یادگیری ماشین توسط رشنبرگ [30]، لی و همکاران [29] و میلانو و کوموتساکوس [31] استوار است. تکنیک‌های مرتبط برای دستیابی به این هدف شامل الگوریتم‌های ژنتیکی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنتیکی هستند. الگوریتم‌های ژنتیک برای اولین بار توسط رشنبرگ [30] برای کنترل جریان پیشنهاد شدند. آن‌ها در مکانیک سیالات برای بهینه‌سازی شکل [32]، بهینه‌سازی کنترل بازخورد برای آشفته‌گی دیواره [33]، یافتن پیکربندی‌های بال بهینه در پرواز حشرات [34] بکار رفته‌اند. در این مثال‌ها، هدف بهینه‌سازی پارامترهای تنظیم است و الگوریتم برای جستجوی بهترین پارامترهای یک قانون کنترل مشخص به کار می‌رود. الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند برای جلوگیری از گرفتار شدن در حداقل‌های محلی به کار گرفته شوند. کنترل بدون مدل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی توسط لی و همکاران [29] با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده است. در حالی که شبکه‌های عصبی می‌توانند با ترکیب پیچیده‌ای از توابع سیگموئید به راه‌حل‌ها نزدیک شوند، عملکرد آن‌ها به طرح یادگیری پیاده‌سازی شده بستگی دارد. اگر طرح یادگیری کلاسیک انتشار خطاها پیاده‌سازی شود، آنگاه الگوریتم جستجو مبتنی بر گرادین است که امکان گیرکردن در اکسترم‌های محلی را دارد. الگوریتم مبتنی بر تکامل قابلیت گریز از این نقاط را دارند.

تکنیک سوم که برنامه‌نویسی ژنتیکی است برای یافتن یک قانون کنترل که یک تابع هزینه را بهینه‌سازی می‌کند، استفاده می‌شود. همانند الگوریتم ژنتیک، کاوش فضای جستجو همراه با کمینه‌سازی تابع هزینه انجام می‌شود. تفاوت اصلی و مزیت نسبت به الگوریتم ژنتیک این است که برنامه‌نویسی ژنتیکی توابع دلخواه را بهینه‌سازی می‌کند، که امکان استفاده آن را به صورت بدون مدل فراهم می‌آورد و بنابراین فضای جستجوی بزرگتری را مورد بررسی قرار می‌دهد. نسبت به شبکه عصبی نیز، مزیت آن در تولید خروجی است فرم تابع بهینه را نیز در اختیار قرار می‌دهد. این امکان مطالعه قانون کنترل و کسب دانش از فیزیک جریان را فراهم می‌آورد. این الگوریتم‌ها به طور معمول در بسیاری از وظایف لجستیکی و تشخیص الگو استفاده می‌شوند. با این حال، قوانین کنترل مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی در شبیه‌سازی عددی کنترل جریان حلقه بسته نادر هستند. یکی از موانع برای کاربرد این نوع الگوریتم در شبیه‌سازی عددی کنترل

مدل آشفتگی مورد استفاده $SST k - \omega$ بود که به دلیل موفقیت آن در پیش بینی دقیق جدایش جریان‌های مشابه بود. در گسسته سازی فضایی از بالادست مرتبه دوم برای معادلات تکانه خطی و معادلات انتقال آشفتگی استفاده شد. در گسسته سازی معادله فشار از روش انتخاب فشار متناوب (pressure staggering option) استفاده شد.

شرایط مرزی و ناحیه محاسباتی

در این مطالعه یک پله در رینولدز $3/9 \times 10^4$ مورد بررسی قرار گرفته است. برای ورودی شرط سرعت ورودی انتخاب گردید. شدت توربولانس ورودی با توجه به کار مشابه تجربی و عددی [42-44]، ۱۰ درصد در نظر گرفته شده است. برای خروجی جریان شرط فشار خروجی برابر فشار جریان آزاد در نظر گرفته شد. برای پله و سایر دیوارها شرط دیوار بدون لغزش و آدیاباتیک در نظر گرفته شد. با توجه به مطالعات قبلی [42-44] ناحیه محاسباتی جریان پشت پله ۵۰ برابر ارتفاع پله در نظر گرفته شد. ناحیه محاسباتی و شبکه در اطراف پله در شکل (۳) قابل مشاهده است.

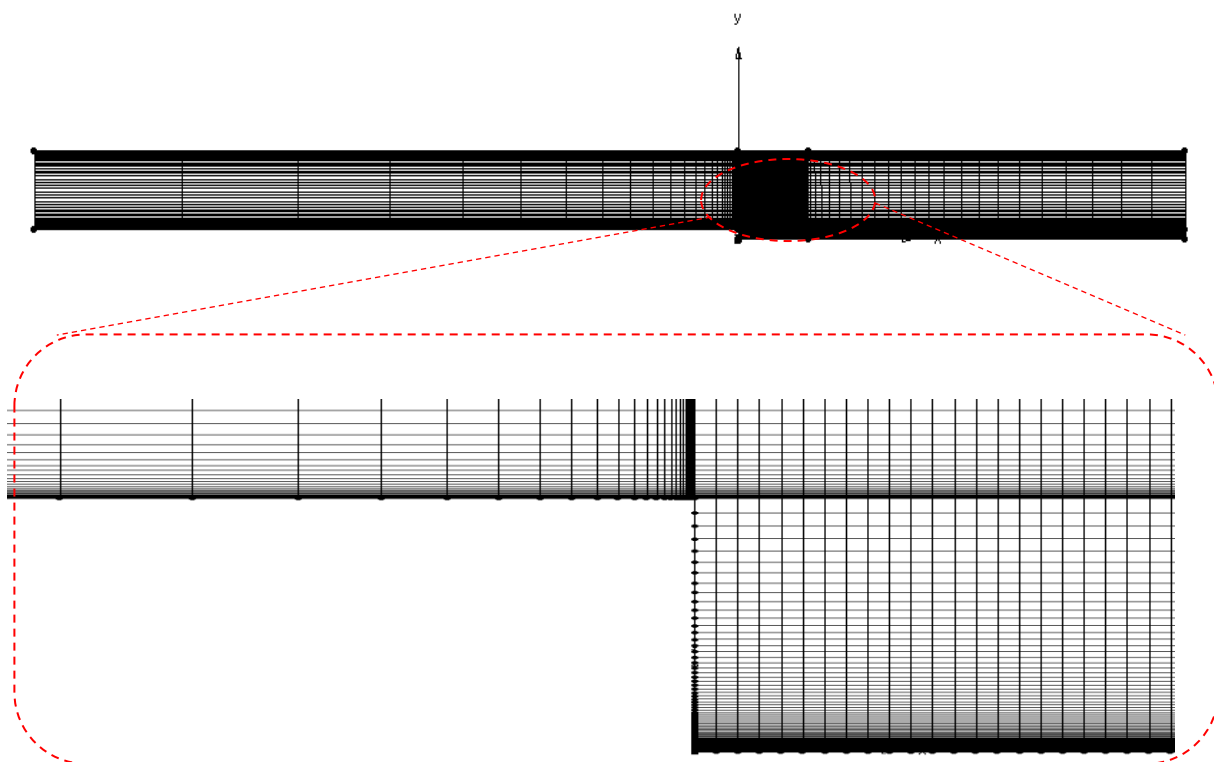
بیان شده است و در بخش آخر یافته‌های اصلی پژوهش حاضر را خلاصه کرده است.

مدل سازی و صحت سنجی

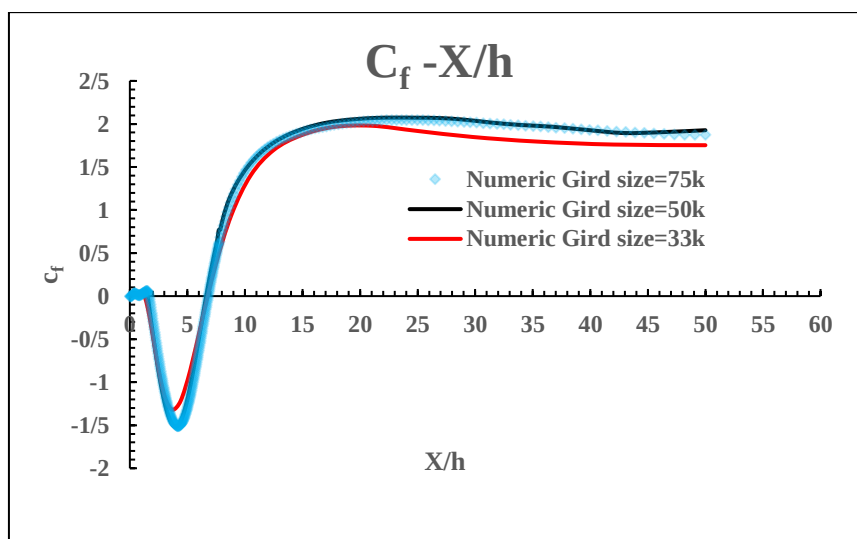
در این بخش ابتدا به مدل سازی مسئله که شامل حلگرهای مورد استفاده جریان، شرایط مرزی و ناحیه محاسباتی است پرداخته می‌شود. سپس به بررسی استقلال حل از شبکه پرداخته شد. در آخر برای استفاده از شبیه سازی در مراحل بعدی لازم است که درستی و صحت آن بررسی شود پس به اعتبار سنجی با نتایج حاصل از روش تجربی می‌پردازیم.

روش حل مسئله

در این مطالعه جریان به صورت پایا و دو بعدی برپایه روش حجم محدود شبیه سازی شده است. از حلگر مبتنی بر فشار استفاده شده است. از روش الگوریتم عددی نیمه ضمنی SIMPLE برای معادلات مربوط به فشار برای کوپلینگ سرعت فشار و از روش رینولدز - میانگین ناویر استوکس ناپایا برای مدل سازی خواص آشفتگی جریان استفاده شده است. در این مطالعه



شکل ۳ ناحیه محاسباتی و شبکه در اطراف پله



شکل ۴ تاثیر اندازه شبکه در ضریب اصطکاک دیوار بعد پله
برحسب فاصله بی بعد

استقلال از شبکه

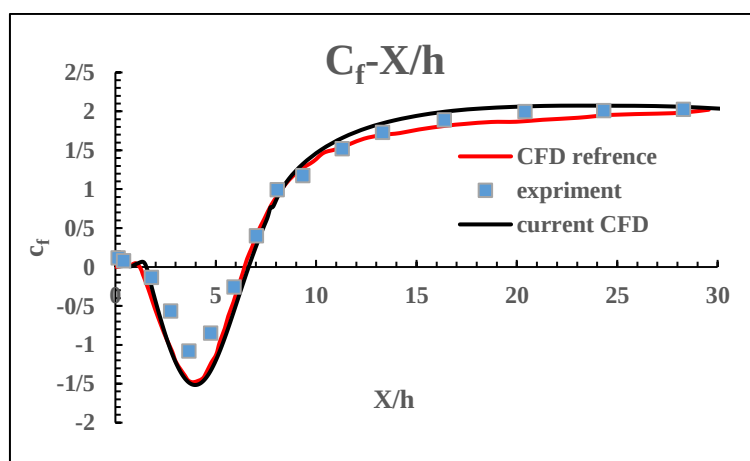
به منظور بررسی کفایت شبکه نهایی و عدم وابستگی ضرایب آیرودینامیکی به شبکه، مطالعه استقلال از شبکه انجام شد. شبکه نهایی شامل تعداد کل سلول ۵۰۰۰۰ بوده است. تاثیر تعداد سلول شبکه بر ضریب اصطکاک دیوار بعد از پله در شکل (۴) ارائه شده است. دقت شود حدود این تعداد سلول از مطالعات قبلی [42-44] بدست آورده شد که در این مطالعات تعداد کل سلول‌ها ۳۵۰۰۰ بود. همانطور که مشاهده می‌شود شبکه ۳۳۰۰۰ با شبکه ۵۰۰۰۰، تفاوت قابل توجهی دارد و نتایج مستقل نشده است. اما شبکه ۷۵۰۰۰ با شبکه ۵۰۰۰۰ تفاوت آنچنانی ندارد لذا شبکه شامل تعداد کل سلول ۵۰۰۰۰ را بعنوان شبکه نهایی انتخاب کردیم.

اعتبارسنجی

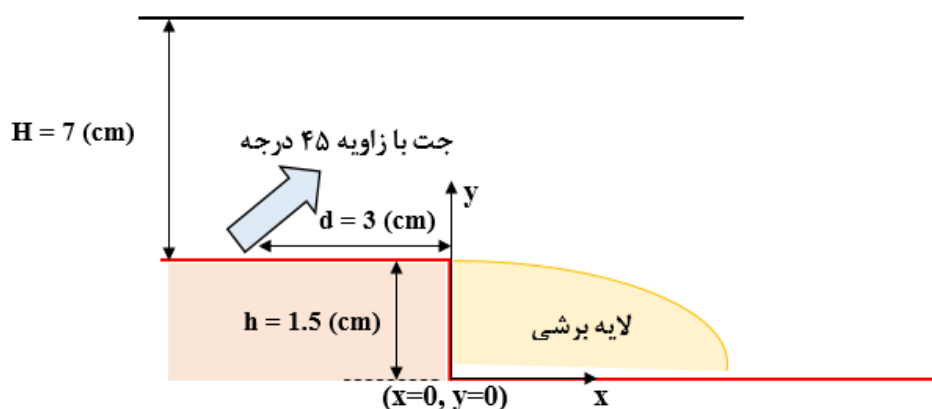
اعتبارسنجی تضمین می‌کند که مدل ریاضی حل شده به طور دقیق فیزیک مسئله را دنبال می‌کند. به منظور اعتبارسنجی، نتایج عددی خود را با داده‌های تجربی درایور و سیگمیل [43] و داده‌های عددی چتری [42] مقایسه کردیم. طول اتصال مجدد یک پارامتر حساس است که آن را یک پارامتر مهم برای مقایسه می‌کند. طول اتصال مجدد با کمک ضریب اصطکاک پوستی

محاسبه شد. ضریب اصطکاک پوستی تابعی از تنش برشی دیوار و فشار دینامیکی است. تنش برشی دیوار در نقطه اتصال مجدد به دلیل گرادیان سرعت صفر در نقطه اتصال، مجدد صفر است و در نتیجه باعث می‌شود ضریب پوسته در نقطه اتصال مجدد صفر شود. مقایسه بین نتیجه شبیه‌سازی شده و نتایج تجربی برای ضریب اصطکاک پوست در دیواره پایینی بعد از پله را می‌توان در شکل (۵) مشاهده کرد. همانطور که مشاهده می‌شود نتایج شبیه‌سازی حاضر با نتایج تجربی تطبیق خوبی دارد و حتی از کار عددی چتری [42] با نتایج تجربی بیشتر همخوانی دارد. بنابراین می‌توان گفت که شبیه‌سازی حاضر بدرستی رفتار جریان را پیش‌بینی می‌کند و از دقت خوبی برخوردار است.

بر اساس نقاط داده ضریب اصطکاک پوسته، طول اتصال مجدد از طریق شبیه‌سازی ۶/۱۴ بود در حالی که نتایج تجربی طول اتصال مجدد را برابر $0.10 \pm 6/26$ گزارش کرده بود. لذا این نشان می‌دهد که نتیجه شبیه‌سازی شده دارای خطای تقریبی ۱/۲۹ درصد است. از آنجایی که تفاوت بین مقدار تجربی و مقدار محاسباتی بسیار کم است، می‌توان بیان کرد که نتایج عددی در بحث طول اتصال مجدد نیز مشابه داده‌های تجربی است.



شکل ۵ مقایسه ضریب اصطکاک در پشت پله با سایر پژوهش‌ها



شکل ۶ طرحی از هندسه پله، موقعیت جت شکافدار و تعریف پارامترهای اصلی

محور جت با دیوار ۴۵ درجه است و سرعت جت قابل تغییر است جریان کنترل خواهد شد و این جت امکان هر دو مکانیزم مکش و دمش را فراهم می‌کند.

کنترل برنامه نویسی ژنتیکی

برنامه نویسی ژنتیکی

برنامه‌نویسی ژنتیکی (GP)، یک الگوریتم تکاملی است که هم ساختار و هم پارامترهای یک نگاشت ورودی-خروجی را بهینه می‌کند. از برنامه‌نویسی ژنتیک برای یادگیری و حصول قوانین کنترلی به صورت فرایندی تکراری استفاده خواهد شد که به عنوان نگاشت‌های غیرخطی از خروجی‌های یک سیستم دینامیکی (سنسورها) به ورودی‌های سیستم (محرك‌ها) برای به

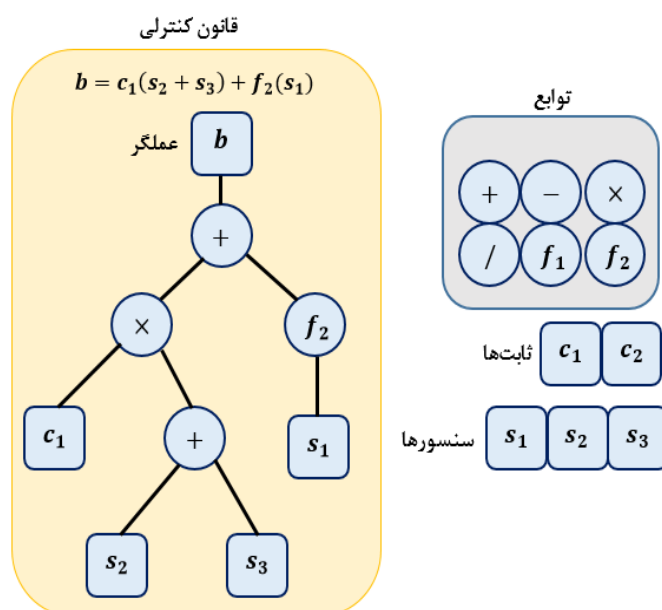
مکان تزریقگر و پله مورد بررسی پژوهش حاضر

حال که روش شبیه‌سازی صحت سنجی شد به بررسی سیستم تزریق می‌پردازیم. به علت وجود سیستم انژکتور برای کنترل و محدودیت‌های سرعت جت کنترلی در مطالعه حاضر مشخصات سیستم تزریق و پله را برای بررسی ایده کنترل حلقه بسته به صورت شکل (۶) در نظر گرفتیم. رینولدز مورد بررسی ۱۳۵۰ نیز در نظر گرفته شد. یک پله، یک هندسه معیار برای مطالعه جریان‌های جدا شده در نظر گرفته می‌شود. جدایش توسط یک لبه تیز ایجاد می‌شود که یک لایه برشی قوی مستعد ناپایداری کلون-هلمهولتز ایجاد می‌کند. آشفتگی‌های بالادست در لایه برشی تقویت شده که منجر به اختلالات پایین دست قابل توجهی می‌شود. با استفاده از تزریق جریان از یک جت که زاویه بین

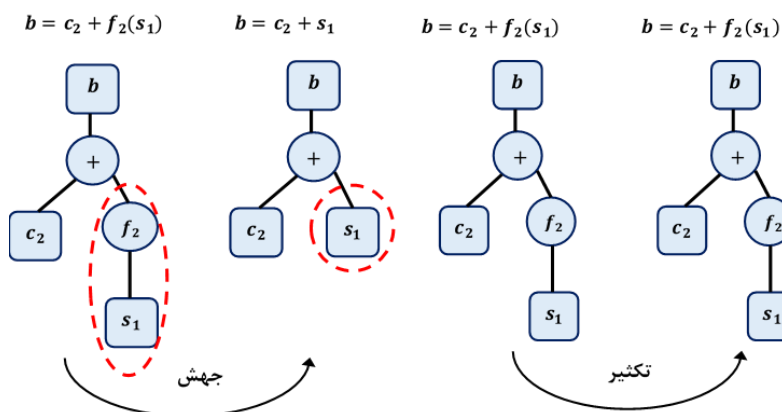
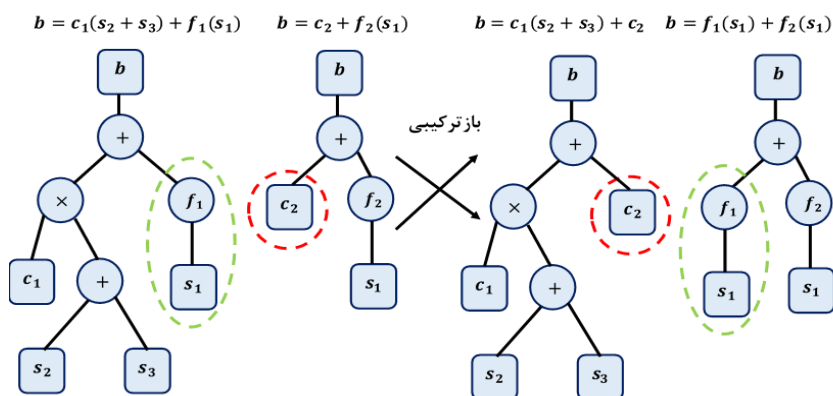
ایجاد درخت یک تابع بصورت بازگشتی، مطابق شکل (۷) برای قانون کنترلی $b = K(s)$ می‌باشد. در این نمایش، ریشه درخت متغیر خروجی است، هر نقطه انشعابی یک عمل ریاضی مانند $+$ ، $-$ ، $\times$ ، $/$ ، است. هر شاخه ممکن است دارای توابع اضافی باشد. برگ‌های درخت ورودی و ثابت است. در کنترل مبتنی بر یادگیری ماشین، اندازه‌گیری‌های سنسورها، ورودی‌ها و سیگنال فعال‌سازی، ریشه درخت هستند.

برنامه نویسی ژنتیکی از همان عملکردهای تکاملی استفاده می‌کند که برای ایجاد افراد در نسل‌های بعدی در الگوریتم ژنتیک به کار برده می‌شد. تنها تفاوت آن این است که این عملیات بر روی ساختار درخت پیاده‌سازی شده است. عملیات تکثیر، بازترکیبی و جهش به صورت شماتیک در شکل (۸) برای برنامه نویسی ژنتیکی نشان داده شده‌است. مانند سایر الگوریتم‌های تکاملی احتمال انتخاب هر عمل ژنتیکی تعادلی بین اکتشاف ساختارهای جدید و بهره‌برداری از ساختارهای موفق قبلی در بهینه‌سازی می‌باشد. استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیکی برای کنترل یادگیری ماشین منجر به ایجاد کنترل مقاوم برای آشفتگی در سیستم‌های بسیار غیرخطی مربوطه می‌شود که روش‌های کنترل سنتی معمولاً کارا نیستند.

حداقل رساندن تابع هزینه معینی عمل می‌کنند. الگوریتم ژنتیکی (GA) نوعی الگوریتم تکاملی است که برای شناسایی و بهینه‌سازی پارامترهای نگاشت ورودی-خروجی استفاده می‌شود. در مقابل، برنامه‌نویسی ژنتیکی برای بهینه‌سازی ساختار و پارامترهای نگاشت استفاده می‌شود. الگوریتم ژنتیک و برنامه‌نویسی ژنتیکی هر دو مبتنی بر تکثیر نسل افراد با انتخاب بر مبنای تابع هدف هستند. افرادی که یک نسل را تشکیل می‌دهند در ابتدا به طور تصادفی تشکیل می‌شوند و هر فرد ارزیابی می‌شود و عملکرد آنها بر اساس تابع هزینه و مقدار شایستگی مقایسه می‌شوند. یک فرد در الگوریتم ژنتیک با مجموعه‌ای از مقادیر پارامترها در یک مدل پارامتری برای بهینه‌سازی ارتباط دارد. در برنامه‌نویسی ژنتیکی، هر فرد با ساختار قانون کنترلی و پارامترهای خاص آن ارتباط دارد. بعد از اینکه نسل اولیه با افرادی که بصورت رندوم ایجاد شده‌اند، شکل گرفت، هر یک از افراد ارزیابی می‌شوند و براساس عملکرد خود در تابع هزینه، مقدار شایستگی آن‌ها تعیین می‌شود. افرادی که تابع هزینه کمتری دارند، شایستگی بالاتری دارند و احتمال بیشتری برای حضور در نسل بعدی دارند. مجموعه‌ای از قوانین یا عملیات ژنتیکی وجود دارد که تعیین می‌کند افراد برتر چگونه به نسل بعدی انتقال می‌یابند. نگاشتی که توسط برنامه نویسی ژنتیکی کشف می‌شود از طریق



شکل ۷. بازنمایی درختی از تابع نشان دهنده فردی در برنامه نویسی ژنتیکی



شکل ۸ عملیات ژنتیکی برای ایجاد یک نسل از درختان تابع از افراد نسل قبلی در یک برنامه نویسی ژنتیکی

از میدان‌های سرعت لحظه‌ای محاسبه می‌شود را به عنوان ورودی ارزیابی کنیم. این کمیت که یک گسترش دوبعدی از طول ناحیه چرخش است را با استفاده از سرعت در هر لحظه و هر مکان محاسبه قابل محاسبه است. پس $S(t)$ ، که مساحت لحظه‌ای برگشتی بی‌بعد است از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$S(t) = \frac{A_{\text{cont}}}{A_0} = \frac{A_{\text{cont}}(t)}{\frac{1}{T} \int_0^T A_{\text{uncont}}(t) dt} \quad (1)$$

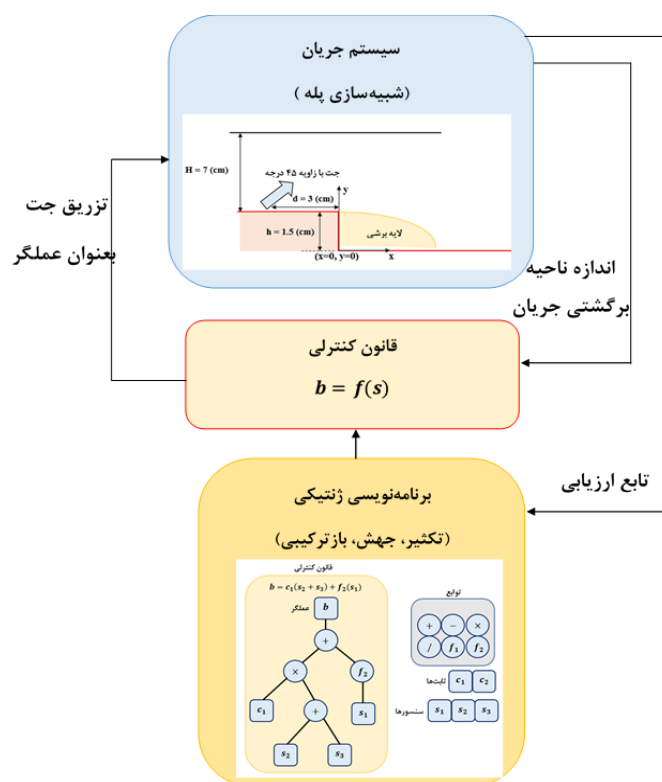
تابع ارزیابی و چارچوب کلی الگوریتم کنترلی مطالعه حاضر

گردش مجدد نقش عمده‌ای در جریان پشت پله ایفا می‌کند و به طور عمده برای ارزیابی جریان و همچنین هدفی برای کنترل جدایش جریان استفاده می‌شود. همچنین نشان داده شده است که حباب گردش مجدد را می‌توان به پسا مرتبط کرد لذا ما انتخاب کردیم که وضعیت جریان از طریق ناحیه گردش مجدد آنی را که

که T زمان ارزیابی می‌باشد که ۶۰ ثانیه در نظر گرفته شد و سیگنال S میانگین زمانی مساحت ناحیه گردشی بی‌بعد می‌باشد. $b = U_i / U_{\max}$ است که نسبت سرعت جت به حداکثر سرعت که قابل اعمال است می‌باشد. W ضریب وزنی می‌باشد که میزان اهمیت عملکرد و یا هزینه تزریق را متعادل می‌کند که آن را با توجه به پیشنهادات در کارهای سایرین و اهمیت مصرف انرژی برابر ۱/۵ قرار دادیم که جریمه هزینه تزریق سنگین باشد و همچنین کنترلر عملکرد مناسبی داشته باشد. چون امکان ایجاد توابع کنترلی خارج از محدودیت‌های موردنظر وجود دارد قبل از اعمال باید توابع بررسی شوند و در صورت صحت اعمال شوند. افراد در هر نسل بر اساس مقدار تابع هزینه مرتب می‌شوند و افراد نسل بعد با تکرار همین افراد و یا جهش و یا ترکیب آن‌ها ساخته می‌شوند. احتمال تکرار شدن ۱۰ درصد احتمال جهش ۲۰ درصد و ترکیب ۷۰ درصد می‌باشد. این روند ادامه می‌یابد تا یکی از دو شرط برقرار شود: یا تابع هزینه صفر شود که بطور کلی این اتفاق رخ نمی‌دهد و یا بهترین مقدار تابع هزینه در چندین نسل ثابت بماند که اکثر مواقع این شرط برقرار می‌شود. این فرایند در شکل (۹) خلاصه شده است.

که $A_{\text{cont}}(t)$ مساحت ناحیه برگشتی لحظه‌ای جریان و A_0 میانگین زمانی مساحت ناحیه برگشتی برای جریان غیر کنترلی می‌باشد A_{uncont} نیز مساحت ناحیه برگشتی لحظه‌ای برای جریان غیر کنترلی می‌باشد. نسل اول بصورت تصادفی ایجاد می‌شود. در هر نسل مقدار تابع هدف محاسبه می‌شود و هر نسل با توجه به نسل قبلی بدست می‌آید و این کار اینقدر ادامه می‌یابد که یا به مینیمم سراسری تابع هزینه برسیم و یا ارزیابی دچار واماندگی شود. برای هر نسل ۵۰۰ فرد در نظر گرفته شد تا مقدار مناسبی هم از نظر زمان شبیه‌سازی و هم از نظر عملکرد الگوریتم برای مطالعه حاضر باشد. این مقدار، مقدار مناسبی برای همگرایی در مسائل یک ورودی، یک خروجی است. درخت‌های نسل اول توسط کاربر و تصادفی تولید می‌شوند. گره‌های درخت‌ها توابع $(\sin, \cos, \exp, \log, \tanh)$ و عملگرهای پایه‌ای $(+, -, /, \times)$ هستند. عبارت بدست آمده از درخت در واقع قانون کنترلی حلقه بسته است. تابع هدف نیز برای بروز رسانی هر فرد به مسئله کنترلی باید الحاق می‌شود که تابع هدف J ، که نشان‌دهنده کاهش ناحیه برگشتی با جریمه صرف انرژی برای تزریق است، بصورت زیر تعریف شد:

$$J = \langle S \rangle_T + w \langle b \rangle_T^2 > 0 \quad (2)$$



شکل ۹ فرایند حلقه کنترل بسته دارای برنامه‌نویسی ژنتیکی

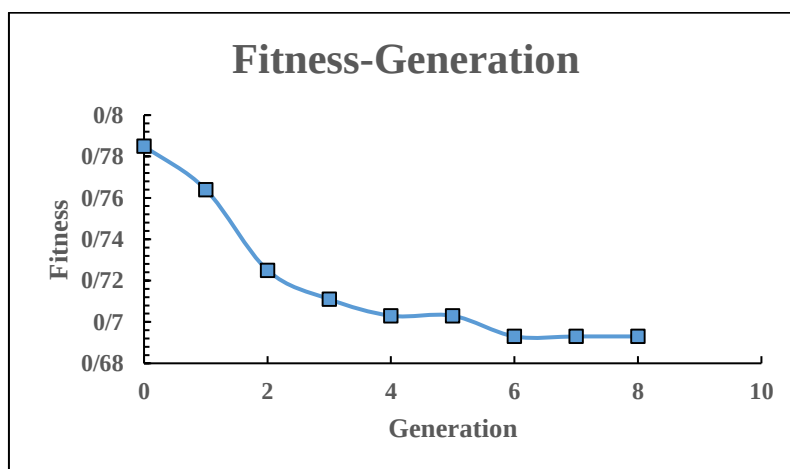
بهتر انتخاب شوند (هر چه تابع ارزیابی بهتر باشد، شانس بیشتری برای انتخاب شدن دارد). پس معیار انتخاب بصورت رتبه‌بندی بر مبنای تابع ارزیابی است. سپس یالی که قرار است باز ترکیب انجام شود برای دو والد نیز بصورت تصادفی انتخاب می‌شود و سپس یال‌های مربوطه با هم تعویض می‌شوند. چون کروموزوم‌ها بصورت ساختار درخت (ساختمان داده درخت) در نظر گرفته شده است لذا انتخاب و پیدا کردن یال و تعویض آن با یال دیگر به آسانی قابل انجام است (در مباحث ساختمان داده درخت در علوم کامپیوتر الگوریتم‌های آن پیاده‌سازی شده است). در جهش بعد از انتخاب تصادفی یال از کروموزوم مورد نظر، یک یال دیگر که آن نیز بصورت تصادفی ساخته شده است با یال مربوطه تعویض می‌شود.

نتایج و بحث

همگرایی کنترلر مبتنی بر یادگیری ماشین

بهترین فرد از منظر تابع ارزیابی در شکل (۱۰) برای هر نسل نشان داده شده است. این نمودار در حقیقت روند همگرایی الگوریتم برنامه‌نویسی ژنتیکی را بیان می‌کند. همانطور که مشاهده می‌شود پس از اینکه هیچ پیشرفت قابل توجهی در سه نسل، از نسل پنجم تا هشتم، بدست نیامد الگوریتم متوقف شد. با افزایش تعداد نسل‌ها، معیار همگرایی الگوریتم بسیار شبیه به هم می‌شود. ارزیابی و انجام ۸ نسل که شامل ۴ هزار شبیه‌سازی بوده است حدوداً یک ماه به طول کشید. در پایان ماه، مرحله آموزش به پایان رسید و یک قانون کنترل حلقه بسته موثر بدست آمد. بهترین تابع کنترلی جت برای هر نسل که الگوریتم توانسته است به آن دست پیدا کند در جدول (۱) قابل مشاهده است.

برای کوپلینگ برنامه نویسی ژنتیکی با شبیه‌سازی به علت نبود نرم‌افزار مربوطه مجبور به توسعه کد برای انجام این فرایند شدیم. از کد استاندارد برنامه‌نویسی ژنتیکی که برای رگرسیون موجود بود استفاده شد و فایل‌های مورد نیاز به آن اضافه گردید تا بتوان سیستم حلقه بسته را به شبیه‌سازی اضافه کنیم. برنامه‌نویسی ژنتیکی در حقیقت برنامه‌های رایانه‌ای را که به صورت سستی با ساختار درختی در حافظه تعریف می‌شوند، تکامل می‌دهد. می‌توان درختان را به سادگی در روشی بازگشتی ارزیابی کرد. هر گره درخت یک تابع عملگر دارد و هر گره ترمینال شامل یک عملوند است. به این ترتیب، به سادگی می‌توان عبارات ریاضی را تکامل داد و ارزیابی کرد. برنامه‌نویسی ژنتیک زمانی استفاده می‌شود که مسئله به صورت طبیعی دارای ساختار درختی باشند. از آنجایی که ما در این پژوهش هدفمان تولید تابع ریاضی برای عملگر جت است و ساخت توابع ریاضی را نیز می‌توان در قالب درخت بیان کرد، از برنامه‌نویسی ژنتیکی استفاده شد. لذا کدگذاری کروموزوم‌ها در واقع خود ساختار درخت توابع است و هر درخت یک کروموزوم است. کمیت مستقل برای ساخت توابع در اینجا مساحت لحظه‌ای برگشتی بی‌بعد است که بر اساس این متغیر، توابع ساخته می‌شوند و عملگرهای ساخت تابع نیز $(\sin, \cos, \exp, \log, \tanh)$ و $(+, -, /, \times)$ است. از طرفی عملگرهای جهش و باز ترکیبی و تکثیر نیز باید روی درخت اعمال شوند که نمونه‌ای از اعمال آن‌ها در شکل (۹) قابل مشاهده است. در ابتدا نسل اولیه بصورت رندوم تولید می‌شود و تابع ارزیابی آن‌ها نیز با شبیه‌سازی مشخص می‌گردد. این نسل سپس بر اساس تابع ارزیابی مرتب می‌شود. دو کروموزوم والدین از جمعیت با توجه به تابع ارزیابی آنها انتخاب می‌شود تا والدین



شکل ۱۰. بهترین فرد از منظر تابع ارزیابی بر حسب نسل

جدول ۱ بهترین تابع کنترلی جت برای هر نسل

اندازه معیار ارزیابی بهترین فرد تا آن نسل	اندازه معیار ارزیابی بهترین فرد هر نسل	تابع بهترین فرد هر نسل	نسل
۰/۷۸۵	۰/۷۸۵	$b = 0.52742 \times s$	۰
۰/۷۶۴	۰/۷۶۴	$b = \tanh(\exp(s)/s)$	۱
۰/۷۲۵	۰/۷۲۵	$b = \exp(\exp(s - 0.50141)/-\tanh(s)) \times \sin(s)$	۲
۰/۷۱۱	۰/۷۱۱	$b = \exp(\sin(\cos(s)) - \tanh(s)) \times \sin(s)$	۳
۰/۷۰۳	۰/۷۰۳	$b = \sin(\sin(s) + s) + \tanh(s) - \cos(0.29572)$	۴
۰/۷۰۳	۰/۷۰۳	$b = s \times \exp(\sin(\cos(s))/-\tanh(s))$	۵
۰/۶۹۳	۰/۶۹۳	$b = \sin((\cos(0.65725)) - (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s)))))$	۶
۰/۶۹۳	۰/۶۹۳	$b = \sin(\sin(\sin(s))) \times (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s)))))$	۷
۰/۶۹۳	۰/۶۹۳	$b = \sin(\tanh(\exp(\cos(s)))) - (\tanh((\cos((s) + (s))) - (\cos((s) + (0.9526))))$	۸

با این حال، نمودار بهترین قانون کنترل برای نسل نهایی ساختار ساده‌ای دارد. همانطور که در شکل (۱۱) برای $0 \leq s \leq 1$ نشان داده شده است. ناحیه چرخش نرمال کنترل‌شده طبق تعریف مثبت است. ناحیه چرخش با بهترین قانون کنترلی همیشه کوچکتر از میانگین منطقه کنترل نشده است. توجه داشته باشید که قانون کنترل منجر به دمش به عنوان تابعی از s می‌شود. دستور عملگر b وابستگی غیرخطی و یکنواخت با s دارد که نشان می‌دهد نمی‌توان از طریق فرایند خطی به آن دست یافت. یک فرایند غیرخطی که با افزایش تزریق جت در ابتدا ناحیه جدایش را بشدت کاهش می‌دهد. این تزریق با s کاهش می‌یابد. دلیل زیاد بودن دمش در ابتدا را می‌توان آن دانست که در ابتدا کنترل می‌خواهد جدایش جریان زیاد رشد نکند و با این کار عملاً سرکوب گردابه‌ها برای جدایش کامل جریان را انجام می‌دهد و سبب می‌شود جدایش زیادی را شاهد نباشیم. با بررسی تزریق سرعت جت در شبیه‌سازی مشخص شد که بیشتر اوقات، تزریق در $b \approx 0/4$ رخ می‌دهد. در ابتدا نرخ تزریق بالا است اما بعد ۳ تا ۴ ثانیه این نرخ کاهش می‌یابد. توجه به این نکته مهم است که ماهیت فرکانس پایین این تحریک، عملگرهای آهسته که در صنعت داریم را قادر می‌سازد تا بر جریان‌ها تأثیر مثبت بگذارند. این روش می‌تواند محدودیت‌های قوی موجود بر روی عملگرها در تنظیمات صنعتی که معمولاً با ریزش گردابی با فرکانس بالا (معمولاً چند صد هرتز برای آیرودینامیک خودرو یا هواپیما در

همانطور که مشاهده می‌شود توابع مختلفی با ترکیب گره‌های درخت توابع $(\sin, \cos, \exp, \log, \tanh)$ و عملگرهای پایه‌ای $(+, -, \times, /)$ ساخته شده است. در نسل‌های ابتدایی فرم توابع ساده‌تر است و هرچه نسل افزایش پیدا کرده است فرم توابع نیز پیچیده‌تر شده است. دلیل آن را می‌توان به عملیات ژنتیکی برای ایجاد یک نسل از درختان تابع از افراد نسل قبلی که شامل بازترکیبی، جهش و تکثیر است مرتبط دانست.

تجزیه و تحلیل بهترین قانون کنترل به دست آمده از

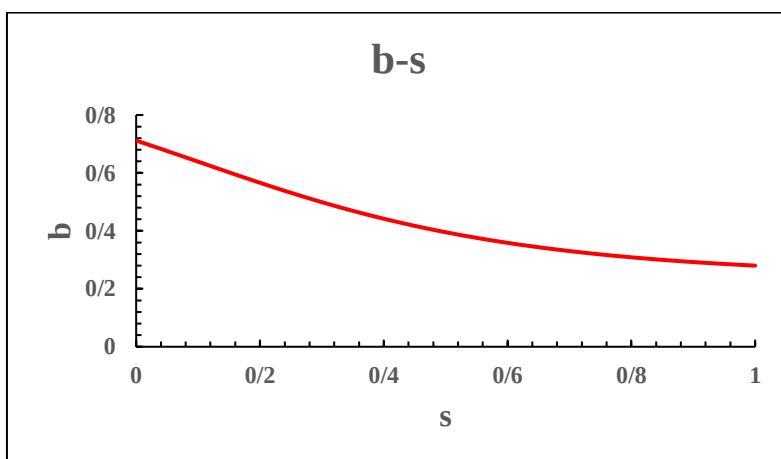
طریق برنامه‌نویسی ژنتیکی

مقدار تابع ارزیابی در پژوهش حاضر مستقیماً از شبیه‌سازی عددی بدست می‌آید. در حقیقت برای هر کروموزوم تولیدی یک شبیه‌سازی کامل انجام شده است به همین دلیل است که حدوداً ۴۰۰۰ شبیه‌سازی فلوئنت برای پیدا کردن بهینه کنترل حلقه بسته در این پژوهش انجام شده است. در این پژوهش در کد خود برای تعیین تابع ارزیابی، بصورت اتوماتیک نرم افزارهای ساخت شبکه و فلوئنت اجرا و شبیه‌سازی انجام شد و مقدار تابع ارزیابی از فایل خروجی فلوئنت خوانده شود. لذا وقتی که جواب بهینه بدست آمد دیگر نیاز به شبیه‌سازی مجدد و مقایسه با نتایج عددی نیست. قانون کنترل بهینه یک عبارت پیچیده ریاضی دارد:

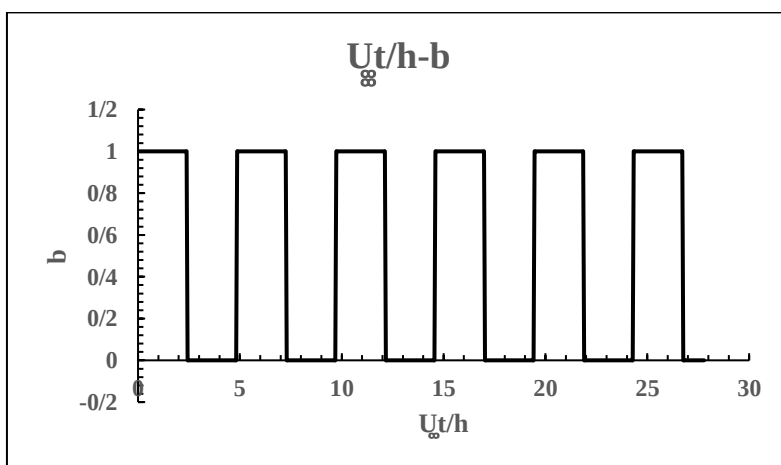
$$b = \sin((\cos(0/65725)) - (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s))))) \quad (3)$$

برنامه‌نویسی ژنتیکی، نیز شبیه‌سازی شد. عملگر تزریق پالسی مطابق شکل (۱۲) در نظر گرفته شد. در شکل (۱۳)، نحوه کنترل ناحیه چرخشی برای حالت کنترل حلقه بسته با برنامه‌نویسی ژنتیکی و عملگر پالسی نسبت به کنترل‌نشده قابل مشاهده است. همانطور که ملاحظه می‌شود در هر دو تزریق ما شاهد کاهش شدید ناحیه چرخش نسبت به حالت کنترل‌نشده در طول زمان هستیم. در تزریق پالسی ناحیه چرخشی بی‌بعد بین $0/23$ تا $0/53$ در نوسان است. اما در تزریقگر برنامه‌نویسی ژنتیکی ما از ثانیه تقریباً ۵ ام شاهد کنترل این ناحیه و رسیدن آن به مقدار $0/4$ هستیم. بنابراین از نظر عملکرد لحظه‌ای تزریق جت بهینه برنامه‌نویسی ژنتیکی بهتر توانسته است عمل کند و ما شاهد نوسان در ناحیه چرخش نیستیم.

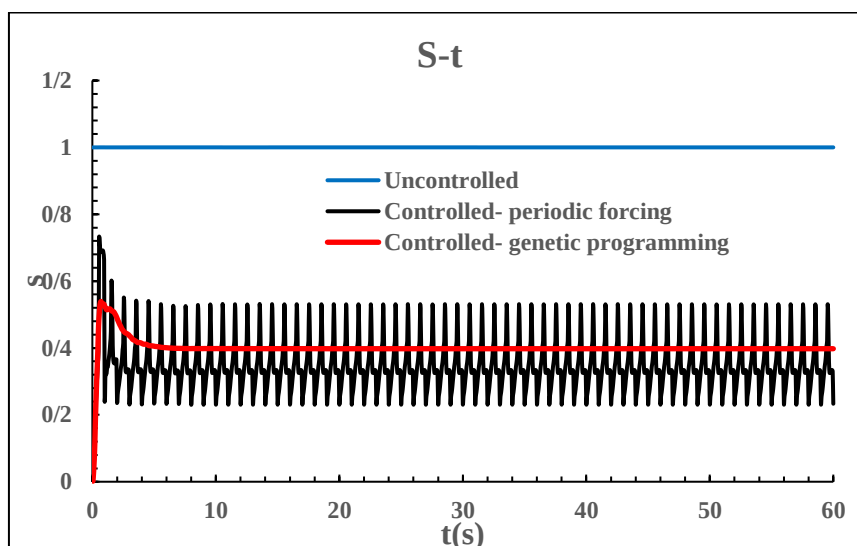
مقیاس کامل) سروکار دارند، را حذف کند. علاوه بر این، نشان داده شده است که ناحیه گردش مجدد و طول گردش مجدد به یک شکل رفتار می‌کنند پس می‌توان در کارهای صنعتی از سنسورهای فشار دیوار برای ارزیابی طول گردش مجدد در زمان واقعی استفاده کرد که می‌تواند به عنوان ورودی برای این قانون کنترل جدید استفاده شود و کاربردهای واقعی را قابل اجرا کند. تزریق جریان بصورت پالسی با فرکانس جریان ریخته‌شده یک روش موثر برای کاهش ناحیه برگشتی می‌باشد. بدین منظور از فرکانس کلونین-هلمهولتز با دوره کاری پنجاه درصد (نصف زمان، جت فعال است) استفاده می‌شود [27]. گوتیه و آیدر [27] بیان کردند که فرکانس جریان ریخته‌شده در این نوع جریان ۱ هرتز است که این فرکانس کلونین-هلمهولتز است. در این مطالعه تزریق جریان بصورت پالسی برای مقایسه با تابع کنترلی



شکل ۱۱ نمودار بهترین قانون کنترل بدست آمده از برنامه‌نویسی ژنتیکی



شکل ۱۲ تزریقگر پالسی اعمال‌شده با فرکانس کلونین-هلمهولتز



شکل ۱۳ تغییرات ناحیه جدایش بر حسب زمان برای تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی و تزریق‌گر پالسی

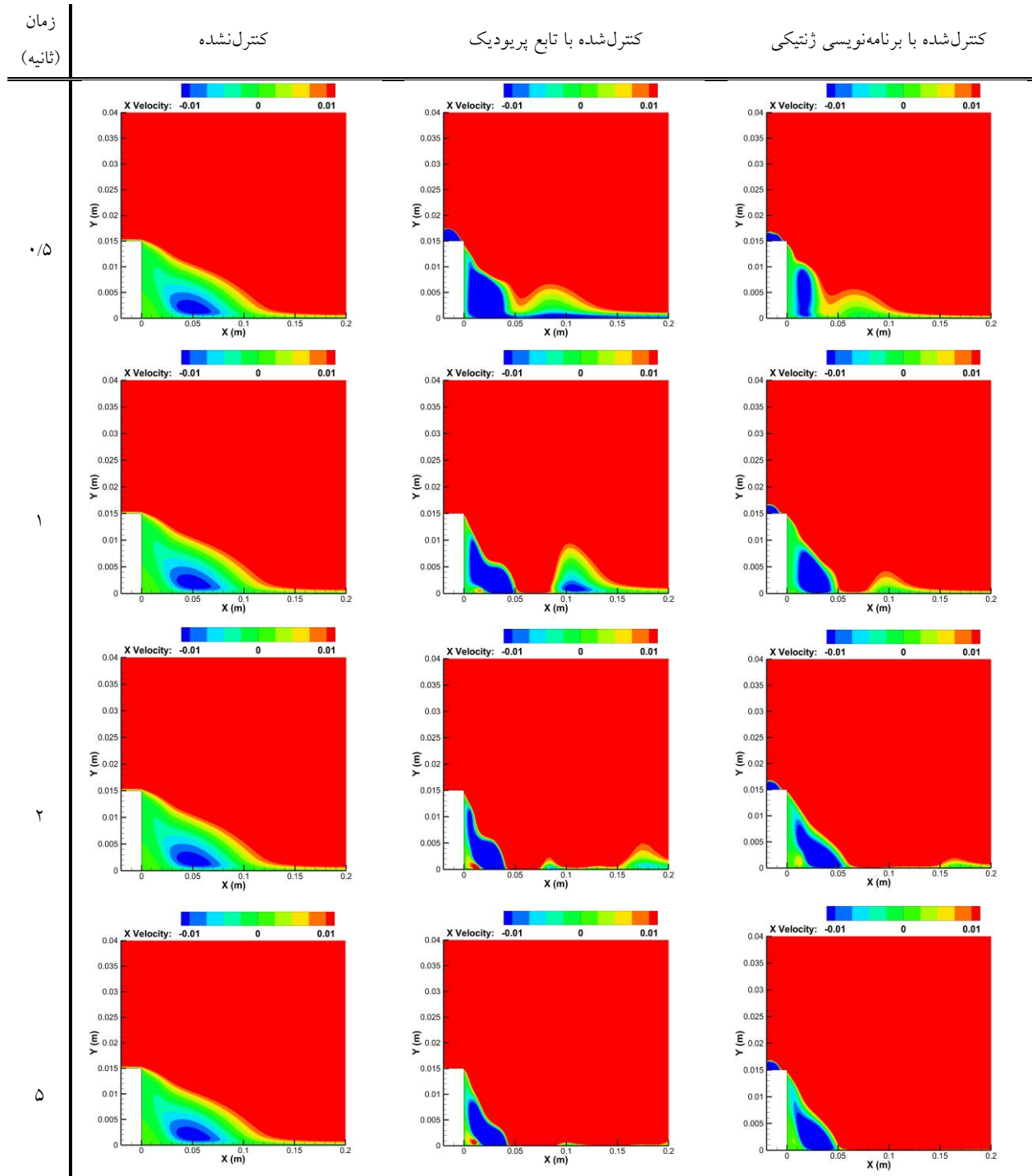
است در واقع به جداسازی جریان کمک کند. این پدیده زمانی می‌تواند اتفاق بیفتد که جت با لایه مرزی تعامل داشته باشد و باعث جدا شدن آن از سطح شود. در این تزریق‌گر جت بخوبی توانست با اعمال گرادیان فشار منفی در جهت جریان و مخالفت با گرادیان فشار مثبت موجود سبب چسبیده شدن بیشتر و جدایش کمتر جریان شود. وقتی جریان جدایش کمتری داشته باشد سبب خواهد شد که جریان برگشتی که ناشی از گردابه‌های مختلف بوجود آمده از جدایش جریان است، نیز کمتر شود. در نتیجه ناحیه برگشتی بشدت کاهش می‌یابد. به منظور بررسی اثر جت‌ها در رفتار جریان، از کانتور سرعت در راستای x استفاده شد که در شکل (۱۴) قابل مشاهده می‌باشد. این کانتور در زمان‌های مختلف برای سه حالت نمونه بدون جت و دو نمونه جت (پالسی و مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی) رسم شده‌است. در این شکل همانطور که مشاهده می‌شود برای نمونه کنترل‌نشده ما شاهد جدایش و ناحیه چرخشی زیاد در طول زمان هستیم و این جدایش و ناحیه چرخشی تقریباً در طول زمان ثابت است. در نمونه‌های دارای تزریق‌گر در ابتدا برای زمان $0/5$ تا 2 ثانیه ناحیه جدایش تزریق‌گر پالسی خیلی بیشتر از تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی است اما بعد از 2 ثانیه ناحیه جدایش این دو تزریق‌گر تقریباً یکسان می‌شود. البته مقدار کمی در این زمان‌های نشان داده شده جدایش در تزریق‌گر پالسی کمتر بنظر می‌رسد که باید توجه داشت در سیکل خاموش این ناحیه کمی افزایش خواهد یافت. دو تزریق‌گر تقریباً تا زمان 5 ثانیه در حالت گذرا خود بودند و رفته رفته در طول زمان توانستند ناحیه جدایش را کاهش دهند.

کمیت‌های میانگین‌گیری شده مساحت لحظه‌ای برگشتی بی‌بعد و نسبت بی‌بعد سرعت تزریق به همراه تابع ارزیابی برای دو حالت تزریق پالسی و برنامه‌نویسی ژنتیکی در جدول (۲) بیان شده‌است. همانطور که مشاهده می‌شود تزریق‌گر پالسی توانسته بطور میانگین $0/65$ ناحیه برگشتی را کاهش دهد. البته دقت شود شاید توانسته‌است ناحیه جدایش را بطور میانگین کاهش دهد اما همانطور که بیان شد نوسانات شدیدی در این کمیت برای این تزریق‌گر شاهد هستیم که خیلی از منظر صنعتی و کارایی مناسب نیست. در مصرف انرژی تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی توانسته بهتر عمل کند و همین موضوع سبب شده‌است که معیار ارزیابی آن نسبت به تزریق‌گر پالسی بهتر باشد. مقدار تابع هزینه برای این تزریق‌گر پالسی $I_{\text{periodic}} = 0/722$ و مقدار تابع هزینه در کنترلر حاصل از برنامه نویسی ژنتیکی $I_{\text{genetic}} = 0/693$ می‌باشد. به وضوح مشخص است که کنترلر با استفاده از یادگیری ماشین بهتر عمل کرده‌است. از نظر کاهش ناحیه برگشتی هر دو بصورت یکسان عمل کرده‌اند ولی در روش پرودیک از فرکانس 1 هرتز که فرکانس کلونین-هلمهولتز است، استفاده شده در حالی که در کنترلر با استفاده از یادگیری ماشین، عملگر با فرکانس پایین مورد استفاده قرار گرفته‌است.

کاهش 60 درصدی ناحیه جریان برگشتی توسط تابع کنترلی بهینه به علت تزریق ممنوع به جریان بوده‌است. زمانی که جت تزریق می‌شود اگر آن به اندازه کافی قوی باشد و جهت‌گیری صحیح داشته باشد، می‌تواند انرژی را مستقیماً به لایه مرزی تزریق کند که می‌تواند جدایی جریان را به دلیل گرادیان فشار نامطلوب سرکوب کند. با این حال، اگر جت ضعیف باشد، ممکن

جدول ۲ مقایسه عملکرد و تابع هزینه تزریقگر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی با تزریقگر پالسی

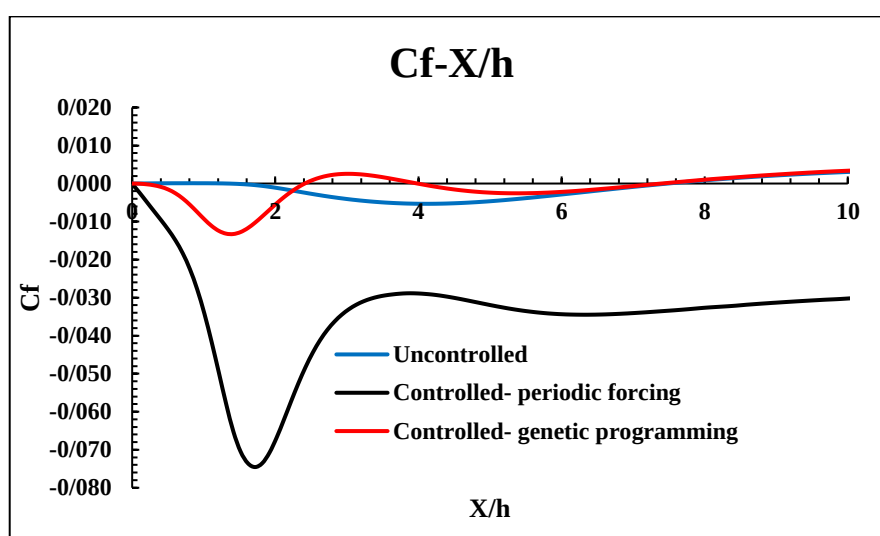
نمونه	$\langle S \rangle_T$	$\langle b \rangle_T$	J
کنترل نشده	۱	۰	۱
کنترل شده با تابع پیرویدیک	۰/۳۴۷	۰/۵۰	۰/۷۲۲
کنترل شده با برنامه‌نویسی ژنتیکی	۰/۴۰۱	۰/۴۴۱	۰/۶۹۳



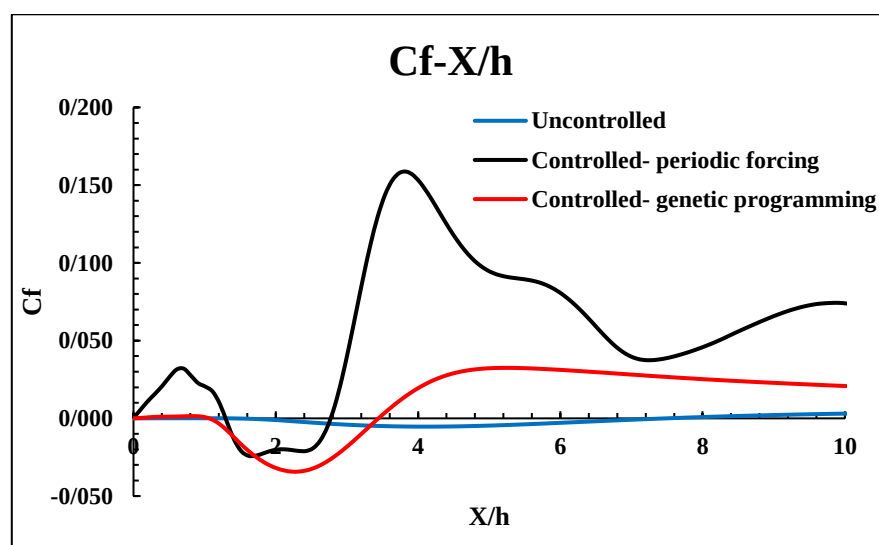
شکل ۱۴ مقایسه کانتور سرعت در راستای محور X برای تزریقگر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی و پالسی نسبت به حالت کنترل نشده

مشاهده می‌شود در زمان ۰/۵ ثانیه که هنوز تزریق‌گرها بدرستی نتوانستند ناحیه چرخشی را کنترل کنند، شاهد رفتار گذرا آن‌ها هستیم. تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی نقطه اتصال یکسانی با حالت کنترل‌نشده دارد و در تزریق‌گر پالسی وضعیت حتی بدتر شده است. اما با گذشت زمان و فرصت دادن به کنترلرها مطابق شکل (۱۵-ب) شاهد کاهش نقطه اتصال مجدد جریان برای دو تزریق‌گر هستیم و نقطه بازگشت برای تزریق‌گر پالسی نسبت به تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی نیز حتی کمتر شده است.

طول اتصال مجدد با کمک ضریب اصطکاک محاسبه شد. ضریب اصطکاک پوستی تابعی از تنش برشی دیوار و فشار دینامیکی است. تنش برشی دیوار در نقطه اتصال مجدد به دلیل گرادیان سرعت صفر در نقطه اتصال مجدد صفر است و در نتیجه باعث می‌شود ضریب پوسته در نقطه اتصال مجدد صفر شود. از آنجایی که روند تغییرات ناحیه چرخشی با نقطه اتصال مجدد جریان متناسب است لذا باید این طول نیز با اعمال تزریق‌گر کاهش یابد. برای بررسی این موضوع در شکل (۱۱)، ضریب اصطکاک بر حسب مکان بی‌بعد برای دو تزریق‌گر و حالت بدون کنترل رسم شده است. همانطور که در شکل (۱۵-الف)



(الف)



(ب)

شکل ۱۵ نمودار ضریب اصطکاک برای حالت کنترل‌نشده و کنترل‌شده با تزریق‌گر مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی و پالسی در زمان (الف) ۰/۵ ثانیه (ب) ۵ ثانیه

نتیجه گیری

در این مطالعه، از کنترل یادگیری ماشین برای توسعه یک قانون کنترل کارآمد استفاده شده است که هدف آن کمینه سازی گردش مجدد در جریان پشت پله شبیه سازی شده است. شبیه سازی عددی جریان در پشت پله بوسیله معادلات دوبعدی میانگین گیری شده ناویر-استوکس تراکم ناپذیر با مدل آشفتگی $k-\omega$ SST انجام گرفت. از برنامه نویسی ژنتیک به عنوان کنترلگر حلقه بسته در این مطالعه کمک گرفته شد. رویکرد برنامه نویسی ژنتیکی بدون نیاز به مدل سازی سیستم ورودی-خروجی، به سمت قانون کنترلی می رود که بهترین تابع ارزیابی را دارا باشد. از کنترل جریان فعال مبتنی بر تزریق جت استفاده گردید که بتوان با صرف انرژی جریان جدا شده را کنترل کرد. لذا تابع ارزیابی بصورت تابعی از ناحیه گردش و انرژی مصرفی لازم برای ایجاد این تزریق در نظر گرفته شد. در این الگوریتم طی هشت نسل، جمعیت به سمت راه حل های بهینه تری که باعث کاهش تابع هزینه می شوند، تکامل یافته است. این فرایند تا زمانی ادامه یافت که در سه نسل متوالی پیشرفتی حاصل نگردید. تابع بهینه کنترلی مبتنی بر این روش توانست ناحیه گردش را تا ۶۰ درصد کاهش دهد. قانون کنترل حاصل، مکانیسمی را نشان می دهد که بر خلاف استفاده از ناپایداری کلون-هلمهولتز برای کنترل حلقه باز، بر فرکانس های پایین تری تمرکز دارد و نسبت به تزریق پالسی تابع ارزیابی و کارایی بهتری دارد. این تابع احتمالا با فرکانس های منطقه گردش مجدد مرتبط است و توانست بعد از ۵ ثانیه ناحیه جدایش را کنترل کند و به حالت پایا در پاشش برسیم اما در کنترل مبتنی بر پالس ما شاهد نوسان ناحیه گردش چین سیکل پاشش تا لحظه آخر شبیه سازی هستیم. برنامه نویسی ژنتیکی در حل مسائل چند ورودی/چند خروجی نیز می تواند مؤثر باشد و افزودن خروجی های کنترل و ورودی های عملگر بیشتر به الگوریتم، امکان دسترسی به مکانیسم های بیشتری را برای کاهش تابع هزینه فراهم می کند و امکان پیاده سازی سیستم های دینامیکی پیچیده را برای کنترل جریان فراهم می کند و به قانون کنترل اجازه می دهد تا اطلاعات بیشتری در مورد وضعیت سیستم کسب کند. این رویکرد جدید در کنترل جریان جدایش، از نظر کارایی با سایر روش ها قابل رقابت است. این

روش بدون نیاز به مدل سازی، قادر به تولید تقریبا هر نوع قانون کنترلی است و می تواند به صورت سیستماتیک مورد استفاده قرار گیرد. این روش می تواند در جریان هایی با هندسه خاص که جدایش زیاد جریان در آن ها اتفاق می افتد، مانند وسایل نقلیه یا پره ها، برای کنترل جریان به کار رود.

فهرست علائم

علائم انگلیسی

مساحت، m^2	A
نسبت سرعت جت به حداکثر سرعت آن	b
ضریب اصطکاک	c_f
فاصله جت از پله	d
فرکانس، Hz	f
ارتفاع پله، m	h
تابع ارزیابی	J
مساحت ناحیه گردشی بی بعد	S
مدت زمان میان گیری کمیت ها، s	T
زمان آنی، s	t
سرعت، m/s	U
ضریب وزنی	w
مولفه در راستای طولی	x
مولفه در راستای عرضی	y
میانگین زمانی کمیت، s	$\langle \rangle_T$

علائم یونانی

زاویه تزریق جت، درجه	θ
----------------------	----------

زیر نویس

نمونه کنترل نشده	0
شرایط جریان آزاد	∞
نمونه کنترل شده	cont
ماکزیمم سرعت تزریق	max

واژه نامه

Actuator	عملگر
----------	-------

Normalized instantaneous recirculation area		ANN (Artificial Neural Network)	شبکه عصبی مصنوعی
Pressure staggering option	انتخاب فشار متناوب	Closed-loop control	کنترل حلقه بسته
	میانگیری رینولدز	Flow control	کنترل جریان
RANS (Reynolds Average Navier Stocks)		GA (Genetic Algorithm)	الگوریتم ژنتیک
RL (Reinforcement Learning)	یادگیری تقویتی	GP (Genetic Programming)	برنامه‌نویسی ژنتیک
Step geometry	هندسه پله	Open-loop control	کنترل حلقه باز
			کنترل مبتنی بر یادگیری ماشین

تقدیر و تشکر

MLC (Machine Learning Control)

ناحیه چرخش لحظه‌ای بدون بعد

مراجع

- [1] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Influence of injection angle on liquid jet in crossflow," *International Journal of Multiphase Flow*, vol. 153, p. 104128, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ijmultiphaseflow.2022.104128>
- [2] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Experimental study of the injection angle impact on the column waves: wavelength, frequency and drop size," *Experimental Thermal and Fluid Science*, vol. 148, p. 110989, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2023.110989>
- [3] S. Kasmaiee, S. Kasmaiee, and M. Homayounpour, "Correcting spelling mistakes in Persian texts with rules and deep learning methods," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 19945, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-47295-2>
- [4] R. Özkan and M. S. Genç, "Aerodynamic design and optimization of a small-scale wind turbine blade using a novel artificial bee colony algorithm based on blade element momentum (ABC-BEM) theory," *Energy Conversion and Management*, vol. 283, p. 116937, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.116937>
- [5] A. Pollard, T. J. Hacker, and S. Dyke, "Whither turbulence and big data for the twenty-first century: Discussion 2: Large data: Opportunities for collaborations," in *Whither Turbulence and Big Data in the 21st Century?*, A. Pollard, L. Castillo, L. Danaila, and M. Glauser, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2016. https://doi.org/10.1007/978-3-319-41217-7_31
- [6] E. Perlman, R. Burns, Y. Li, and C. Meneveau, "Data exploration of turbulence simulations using a database cluster," in *Proceedings of the 2007 ACM/IEEE Conference on Supercomputing*, Reno, NV, USA, Nov. 2007, pp. 1–11. <https://doi.org/10.1145/1362622.1362654>
- [7] X. Wu and P. Moin, "A direct numerical simulation study on the mean velocity characteristics in turbulent pipe flow," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 608, pp. 81–112, 2008. <https://doi.org/10.1017/S0022112008002085>
- [8] S. L. Brunton, B. R. Noack, and P. Koumoutsakos, "Machine learning for fluid mechanics," *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 52, no. 1, pp. 477–508, 2020. <https://doi.org/10.1146/annurev-fluid-010719-060214>

- [9] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, S. Kasmaiee, and G. Ahmadi, "Linear stability analysis of surface waves of liquid jet injected in transverse gas flow with different angles," *Theoretical and Computational Fluid Dynamics*, vol. 38, no. 1, pp. 107–138, 2024. <https://doi.org/10.1007/s00162-024-00685-2>
- [10] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Non-circular pressure swirl nozzles injecting into stagnant air," *International Journal of Multiphase Flow*, vol. 175, p. 104798, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.ijmultiphaseflow.2024.104798>
- [11] L. Nissim, S. Karnik, P. A. Smith, Y. Wang, O. H. Frazier, and K. H. Fraser, "Machine learning based on computational fluid dynamics enables geometric design optimisation of the NeoVAD blades," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 7183, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33708-9>
- [12] L. Zhu, W. Zhang, J. Kou, and Y. Liu, "Machine learning methods for turbulence modeling in subsonic flows around airfoils," *Physics of Fluids*, vol. 31, no. 1, 2019. <https://doi.org/10.1063/1.5061693>
- [13] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Machine learning-based optimization of a pitching airfoil performance in dynamic stall conditions using a suction controller," *Physics of Fluids*, vol. 35, no. 9, 2023. <https://doi.org/10.1063/5.0164437>
- [14] T. Duriez, S. L. Brunton, and B. R. Noack, *Machine Learning Control – Taming Nonlinear Dynamics and Turbulence*. vol. 116. Cham: Springer, 2017. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-40624-4>
- [15] T. R. Bewley, P. Moin, and R. Temam, "DNS-based predictive control of turbulence: an optimal benchmark for feedback algorithms," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 447, pp. 179–225, 2001. <https://doi.org/10.1017/S0022112001005821>
- [16] G. Novati, L. Mahadevan, and P. Koumoutsakos, "Controlled gliding and perching through deep-reinforcement-learning," *Physical Review Fluids*, vol. 4, no. 9, p. 093902, 2019. <https://doi.org/10.1103/PhysRevFluids.4.093902>
- [17] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Optimization of blowing jet performance on wind turbine airfoil under dynamic stall conditions using active machine learning and computational intelligence," *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 49, no. 2, pp. 1771–1795, 2024. <https://doi.org/10.1007/s13369-023-07892-9>
- [18] S. Kasmaiee, S. Kasmaiee, and A. Farshad, "Unsteady CFD simulation of a rotor blade under various wind conditions," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 19176, 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70350-5>
- [19] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Elliptical pressure swirl jet issuing into stagnant air," *Physics of Fluids*, vol. 36, no. 7, 2024. <https://doi.org/10.1063/5.0198105>
- [20] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Investigation of suction jet parameters in flow control of dynamic stall," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 32, no. 2, pp. 181–200, 2021. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/jacsm.2021.71526.1042>
- [21] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Investigating the impacts of blowing jet on the dynamic stall of NACA0012," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 34, pp. 1–20, 2022. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/jacsm.2022.74008.1074>

- [22] N. Gautier and J. L. Aider, "Effects of pulsed actuation upstream a backward-facing step," *Comptes Rendus Mécanique*, vol. 342, no. 6–7, pp. 382–388, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.crme.2013.04.003>
- [23] M. Pastoor, L. Henning, B. R. Noack, R. King, and G. Tadmor, "Feedback shear layer control for bluff body drag reduction," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 608, pp. 161–196, 2008. <https://doi.org/10.1017/S0022112008002073>
- [24] G. Tadmor, O. Lehmann, B. R. Noack, L. Cordier, J. Delville, J.-P. Bonnet, and M. Morzyński, "Reduced-order models for closed-loop wake control," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 369, no. 1940, pp. 1513–1524, 2011. <https://doi.org/10.1098/rsta.2010.0367>
- [25] L. Brandt, D. Sipp, J. O. Pralits, and O. Marquet, "Effect of base-flow variation in noise amplifiers: the flat-plate boundary layer," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 687, pp. 503–528, 2011. <https://doi.org/10.1017/jfm.2011.382>
- [26] O. Semeraro, S. Bagheri, L. Brandt, and D. S. Henningson, "Transition delay in a boundary layer flow using active control," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 731, pp. 288–311, 2013. <https://doi.org/10.1017/jfm.2013.299>
- [27] N. Gautier and J.-L. Aider, "Control of the separated flow downstream of a backward-facing step using visual feedback," *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 469, no. 2160, p. 20130404, 2013. <https://doi.org/10.1098/rspa.2013.0404>
- [28] M. Wahde, *Biologically Inspired Optimization Methods: An Introduction*, Southampton, UK: WIT Press, 2008. <https://doi.org/10.1007/978-1-84564-344-7>
- [29] C. Lee, J. Kim, D. Babcock, and R. Goodman, "Application of neural networks to turbulence control for drag reduction," *Physics of Fluids*, vol. 9, no. 6, pp. 1740–1747, 1997. <https://doi.org/10.1063/1.869290>
- [30] I. Rechenberg, "Evolution strategy: Nature's way of optimization," in *Optimization: Methods and Applications, Possibilities and Limitations*, H. W. Bergmann, Ed., Lecture Notes in Engineering, vol. 47. Berlin, Heidelberg: Springer, 1989, pp. 106–126. https://doi.org/10.1007/978-3-642-83814-9_6
- [31] M. Milano and P. Koumoutsakos, "A clustering genetic algorithm for cylinder drag optimization," *Journal of Computational Physics*, vol. 175, no. 1, pp. 79–107, 2002. <https://doi.org/10.1006/jcph.2001.6882>
- [32] R. Mäkinen, J. Toivanen, and J. Periaux, "Multidisciplinary shape optimization in aerodynamics and electromagnetics using genetic algorithms," *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, vol. 30, no. 2, pp. 149–159, 1999. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0363\(19990530\)30:2<149::AID-FLD829>3.0.CO;2-B](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0363(19990530)30:2<149::AID-FLD829>3.0.CO;2-B)
- [33] K. Morimoto, K. Iwamoto, Y. Suzuki, and N. Kasagi, "Genetic algorithm-based optimization of feedback control scheme for wall turbulence," in *Proceedings of the Third Symposium Smart Control of Turbulence*, Tokyo, Japan, 2002, pp. 107–113. <http://thtlab.jp/Doc/SMART3-Morimoto.pdf>
- [34] G. J. Berman and Z. J. Wang, "Energy-minimizing kinematics in hovering insect flight," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 582, pp. 153–168, 2007. <https://doi.org/10.1017/S0022112007006209>
- [35] T. Duriez, V. Parezanovic and et. al, "Closed-loop control of experimental shear flows using machine learning," in *Proceedings 7th AIAA Flow Control Conference*, Atlanta, GA, USA, 2014, p. 2219. <https://doi.org/10.2514/6.2014-2219>

- [36] N. Gautier, J.-L. Aider, T. Duriez, B. R. Noack, M. Segond, and M. Abel, "Closed-loop separation control using machine learning," *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 770, pp. 442–457, 2015. <https://doi.org/10.1017/jfm.2015.95>
- [37] H. Zarabadipour and M. Farhangranjbar, "Robust-adaptive sliding mode controller design with fault tolerance for active suspension of half-car model," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 34, no. 3, pp. 79–96, 2022. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/jacsm.2022.71589.1043>
- [38] A. Khorshidi and H. Moeenfar, "Beyond pull-in stabilization of a 2-DOF torsional micro-actuator using a fuzzy controller," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 27, no. 2, pp. 99–112, 2016. (in Persian) https://doi.org/10.22067/fum_mech.v27i2.40523
- [39] M. Bamdad and A. Mardani, "Multimode wheeled mobile robot with height control on uneven surfaces," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 27, no. 1, pp. 173–184, 2016. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/fum-mech.v27i1.34471>
- [40] M. Mosalsal and M. Khodabandeh, "Variable-pitch control of a quadrotor using feedback linearization controller and direct adaptive feedback linearization controller," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 31, no. 2, pp. 67–90, 2020. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/fum-mech.v31i2.84510>
- [41] M. Aalipour, A. Mokhtarian, and H. Karimpour, "Nonlinear control of motion of a spherical robot on inclined surfaces based on feedback linearization method," *Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics*, vol. 31, no. 2, pp. 91–104, 2020. (In Persian) <https://doi.org/10.22067/fum-mech.v31i2.74433>
- [42] C. Chettri, "Numerical solution of a 2D flow over a backward facing step," 2018. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28668.64646>
- [43] D. M. Driver and H. L. Seegmiller, "Features of a reattaching turbulent shear layer in divergent channel flow," *AIAA Journal*, vol. 23, no. 2, pp. 163–171, 1985. <https://doi.org/10.2514/3.8890>
- [44] D. C. Jespersen, T. H. Pulliam, and M. L. Childs, "OVERFLOW turbulence modeling resource validation results," NASA Technical Report ARC-E-DAA-TN35216, NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA, USA, 2016.

