

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

سیروس کسمائی\*<sup>۱</sup>، مهرا تاج‌فر<sup>۲</sup>، سامان کسمائی<sup>۳</sup>

\*۱- (نویسنده مسئول) دانشجوی دکتری، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، siroos.kasmaiee@aut.ac.ir

۲- دانشیار، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

۳- دانشجوی دکتری، دانشکده هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

## چکیده

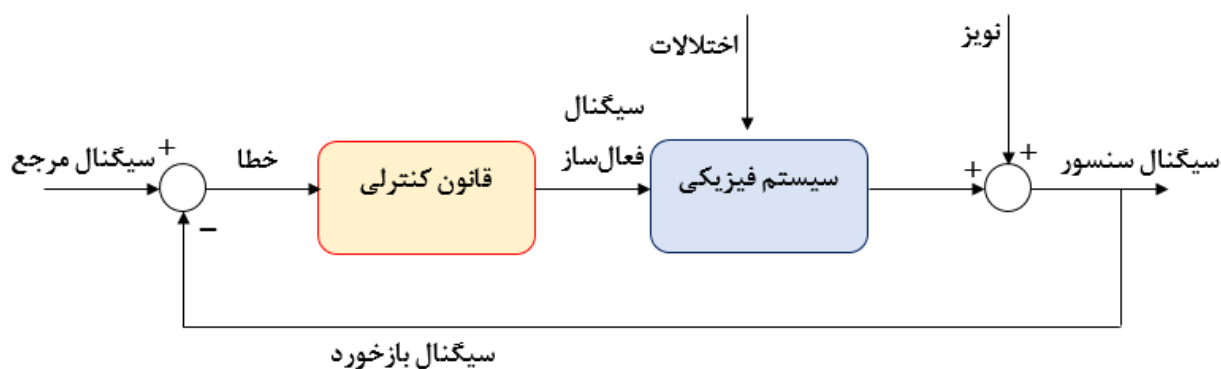
در این پژوهش، روش نوین و بدون نیاز به مدل‌سازی و مبتنی بر یادگیری ماشین برای کنترل حلقه بسته جدایش پشت پله معرفی شده است. هدف اصلی این مطالعه، کاهش محدوده جریان بازگشتی پشت پله در عدد رینولدز ۱۳۵۰ است که توسط یک شکاف جت اینکار انجام می‌شود. در این مطالعه بر پایه گسسته‌سازی حجم محدود، جریان به صورت پایا 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 فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های برنامه‌نویسی ژنتیکی صورت گرفته است. از برنامه‌نویسی ژنتیکی که مبتنی بر ساختار درخت است جهت 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 کلوین-هلمهولتز است، مقایسه شد.

## کلمات کلیدی

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

## ۱- مقدمه

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 [۱-۲]، پردازش زبان طبیعی [۳] و حل مسائل بهینه‌سازی [۴] 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 [۵]. در نیم قرن گذشته، تکنیک‌های متعددی برای مدیریت این داده‌ها، از جمله الگوریتم‌های پیچیده برای پردازش و فشرده‌سازی داده‌ها و پایگاه‌های داده‌های مکانیک سیال توسعه یافته‌اند [۶-۷]. با این حال، تحلیل داده‌های مکانیک سیالات بیشتر به دانش و تخصص متخصصین 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 [۸]. 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 [۹]، تحلیل داده‌های تجربی [۱۰]، بهینه‌سازی شکل [۱۱]، مدل‌سازی آشفتگی [۱۲] و کنترل جریان [۱۳] 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 [۸]. 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 بدانند 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 [۱۴]:

- بهینه‌سازی یک حالت یا خروجی با توجه به تابع هزینه معین

- ایجاد پایداری یک سیستم ناپایدار
- کاهش نویز حسگر

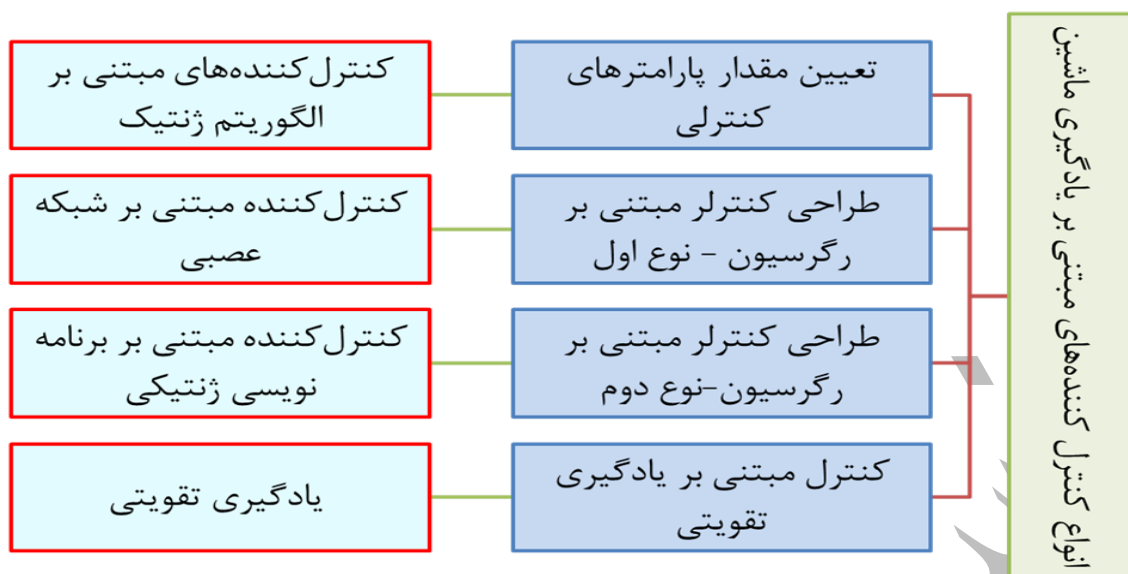
• ایجاد مقاومت در برابر اغتشاشات بیرونی و عدم قطعیت مدل و از بین بردن اثر آن‌ها

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 [۱۵]. 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 [۱۶]. 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 نمایندگان برای محاسبه تابع هزینه به کار روند. با پیشرفت در یادگیری، داده‌های جدید به سمت نتایج بهینه‌سازی هدایت می‌شوند. از سوی دیگر، مسئله بهینه‌سازی یا 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 فرآیند بهینه‌سازی تولید می‌شود. علاوه بر این، روش‌های بهینه‌سازی بعد بالا و غیرمحدب که در حال حاضر برای آموزش 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 مهم فضایی و غیرخطی بودن فرآیندها، بهینه‌سازی زمان واقعی برای کنترل جریان را به یک چالش برای دهه‌های آینده تبدیل می‌کند [۸].

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 [۱۷]:

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 مساله رگرسیون نوع اول:** اگر سیگنال‌های سنسور و دستورات تحریک بهینه برای هر حالت شناخته شده باشند، کنترل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین می‌توانند نگاهی 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 مساله 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 [۱۷]. این کنترلرها را می‌توان مطابق شکل ۲ دسته‌بندی کرد.



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 [۱۸]. 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 [۱۹]. 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 [۲۰-۲۱]، گوته و ایدر [۲۲] اشاره کرد. کنترل حلقه بسته به دلیل پتانسیل بالای خود برای افزایش استحکام و کارآمدی، مورد توجه فزاینده‌ای در تحقیقات قرار گرفته است [۲۳-۲۷]. در آزمایش‌ها، بیشتر کنترل‌های حلقه بسته به صورت تطبیقی [۲۷، ۲۳] 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 کاهش یافته و سفارشی (محلی) هستند و از تداخل فرکانسی صرف‌نظر می‌کنند. کاهش ابعاد مدل برای استحکام و توانایی اجرای آنلاین در آزمایش‌ها حیاتی است [۲۳-۲۴]. تعداد اندکی از مدل‌های کاهش یافته 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 [۲۸] یا شبکه‌های عصبی مصنوعی [۲۹] سوق داده است. این پژوهش بر پایه و توسعه کارهای پیشگامانه در زمینه کنترل مبتنی بر یادگیری ماشینی توسط رشنبرگ [۳۰]، لی و همکاران [۲۹] و میلانو و کوموتساکوس [۳۱] 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 [۳۰] برای کنترل جریان پیشنهاد شدند. آن‌ها در مکانیک سیالات برای بهینه‌سازی شکل [۳۲]، بهینه‌سازی کنترل بازخورد برای آشفتگی دیواره [۳۳]، یافتن پیکربندی‌های بال بهینه در پرواز حشرات [۳۴] 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 گیرافتادن در حداقل‌های محلی به کار گرفته شوند. کنترل بدون مدل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی توسط لی و همکاران [۲۹] 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 گرادیان است که امکان گیرکردن در اکسترمم‌های 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 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 [۳۵] 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 آشفتگی حلقه بسته در یک آزمایش مؤثر واقع شد. گوتیه و همکاران [۳۶] در کار تجربی خود به بررسی استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیکی برای کنترل جریان و کاهش منطقه جدایش پایین دست یک پله پرداختند. در سایر بخش‌های مکانیک بشدت از کنترل حلقه بسته استفاده شده است. کنترل لغزش سیستم تعلیق خودرو [۳۷]، کنترل زاویه یک میکرومحرک پیچشی دو درجه آزاد [۳۸]، کنترل ارتفاع ربات سیار چرخ‌دار چندحالتی [۳۹]، کنترل گام متغیر برای یک کوادروتور [۴۰]، کنترل حرکت یک ربات کروی بر روی سطح شیب‌دار [۴۱]، نمونه مطالعاتی است که در آن از کنترل بازخوردی حلقه بسته استفاده شده است.

با توجه به 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 ۲، روش شبیه‌سازی و صحت‌سنجی توصیف شده است. کنترل برنامه‌نویسی ژنتیکی در بخش ۳ ارائه شده است. نتایج کنترل حلقه بسته در بخش ۴ بحث شده است و بخش ۵ یافته‌های اصلی پژوهش حاضر را خلاصه کرده است.

## ۲- مدل‌سازی و صحت‌سنجی

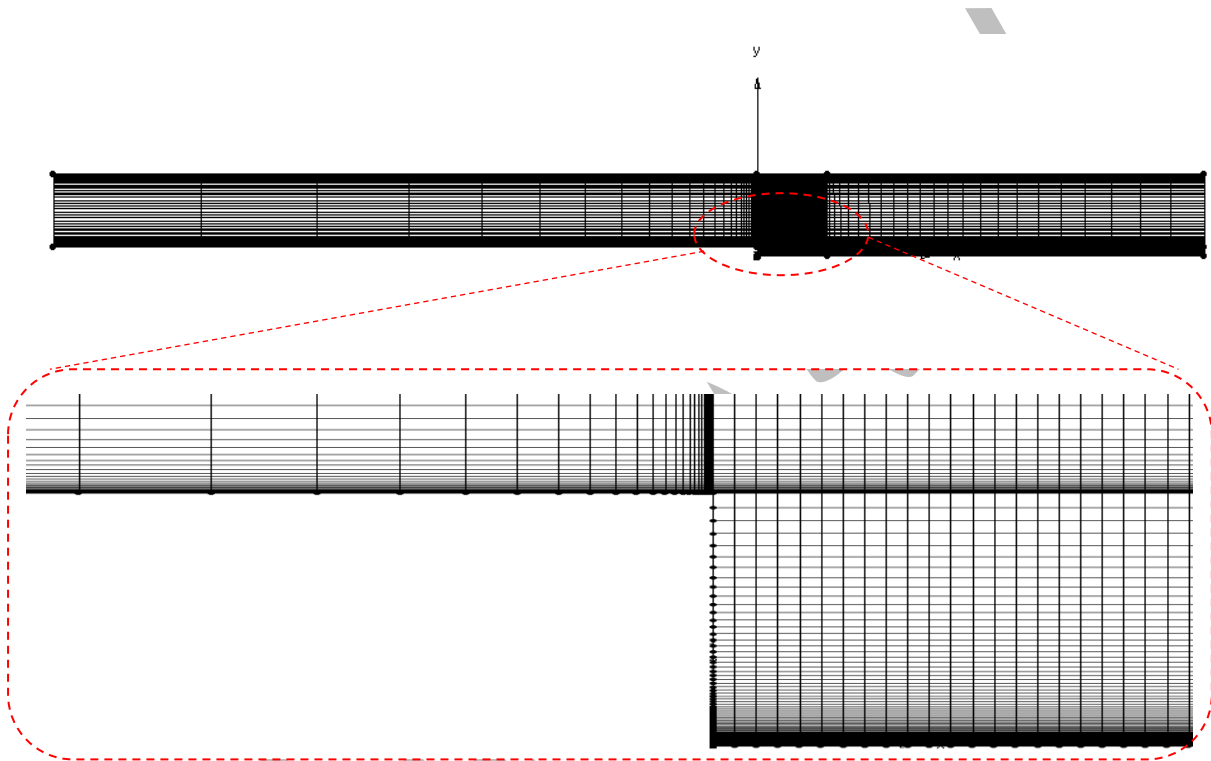
در این بخش ابتدا به مدل‌سازی مسئله که شامل حلگرهای مورد استفاده جریان، شرایط مرزی و ناحیه محاسباتی است پرداخته می‌شود. سپس به بررسی استقلال حل از شبکه پرداخته شد. در آخر جهت استفاده از شبیه‌سازی در مراحل بعدی لازم است که درستی و صحت آن بررسی شود پس به اعتبار سنجی با نتایج حاصل از روش تجربی می‌پردازیم.

### ۲-۱- روش حل مساله

در این مطالعه جریان به صورت پایا و دو بعدی برپایه روش حجم محدود شبیه‌سازی 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 مدل‌سازی خواص آشفته جریان استفاده شده است. در این مطالعه مدل آشفتگی مورد استفاده  $k - \omega SST$  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.

## ۲-۲- شرایط مرزی و ناحیه محاسباتی

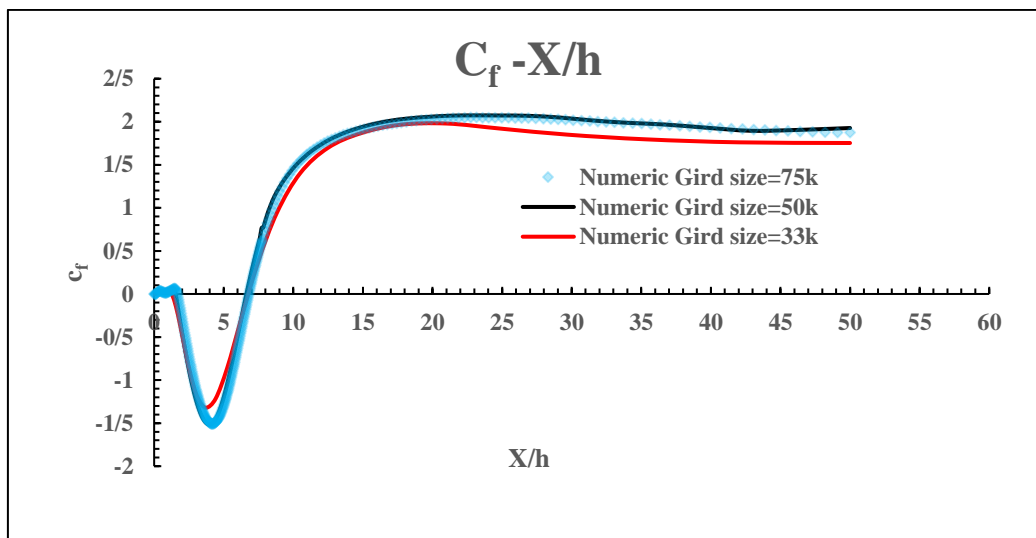
در این مطالعه یک پله در رینولدز  $3/9 \times 10^4$  مورد بررسی قرار گرفته است. برای ورودی شرط سرعت ورودی انتخاب گردید. شدت توربولانس ورودی با توجه به کار مشابه تجربی و عددی [۴۲-۴۴]، ۱۰ درصد در نظر گرفته شده است. برای خروجی جریان شرط فشار خروجی برابر فشار جریان آزاد در نظر گرفته شد. برای پله و سایر دیوارها شرط دیوار بدون لغزش و آدیاباتیک در نظر گرفته شد. با توجه به مطالعات قبلی [۴۲-۴۴] 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.



شکل ۳: ناحیه محاسباتی و شبکه در اطراف پله.

## ۲-۳- استقلال از شبکه

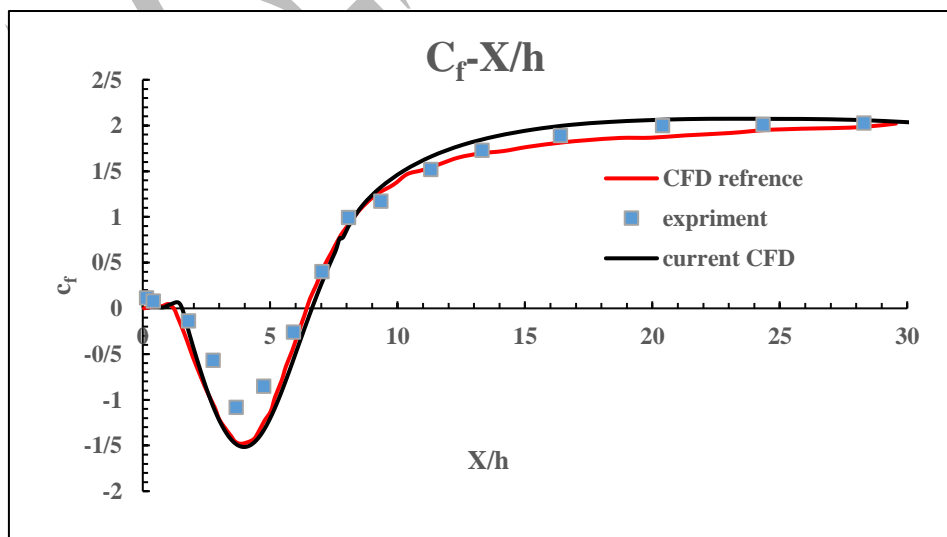
به منظور بررسی کفایت شبکه نهایی و عدم وابستگی ضرایب آیرودینامیکی به شبکه، مطالعه استقلال از شبکه انجام شد. شبکه نهایی شامل تعداد کل سلول ۵۰۰۰۰ بوده است. تاثیر تعداد سلول شبکه بر ضریب اصطکاک دیوار بعد از پله در شکل ۴ ارائه شده است. دقت شود حدود این تعداد سلول از مطالعات قبلی [۴۲-۴۴] بدست آورده شد که در این مطالعات تعداد کل سلولها ۳۵۰۰۰ بود. همانطور که مشاهده می شود 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.



شکل ۴: تاثیر اندازه شبکه در ضریب اصطکاک دیوار بعد پله بر حسب فاصله بی بعد.

#### ۲-۴- 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 [۴۳] و داده‌های عددی چتری [۴۲] 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 [۴۲] با نتایج تجربی بیشتر همخوانی دارد. بنابراین می‌توان گفت که شبیه‌سازی حاضر بدرستی رفتار جریان را پیش‌بینی می‌کند و از دقت خوبی برخوردار است.

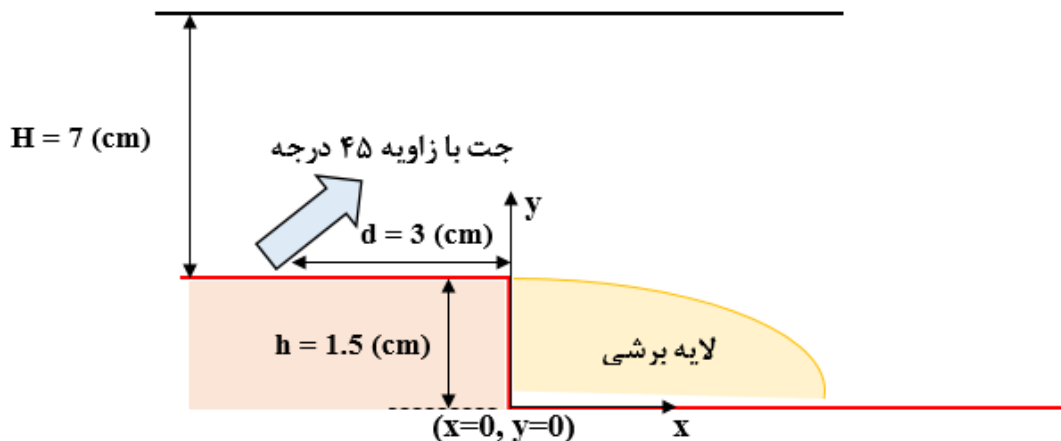


شکل ۵: مقایسه ضریب اصطکاک در پشت پله با سایر پژوهش‌ها.

بر اساس نقاط داده ضریب اصطکاک پوسته، طول اتصال مجدد از طریق شبیه سازی 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.

### ۵-۲- مکان تزریق 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 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.



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

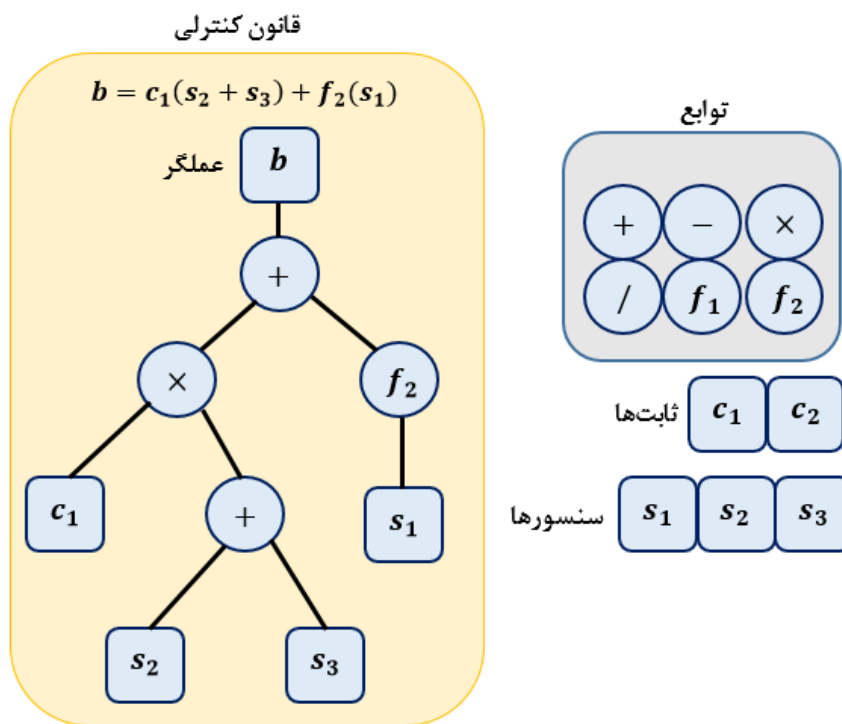
### ۳- کنترل برنامه نویسی ژنتیکی

#### ۳-۱- 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 (محرک‌ها) برای به 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،

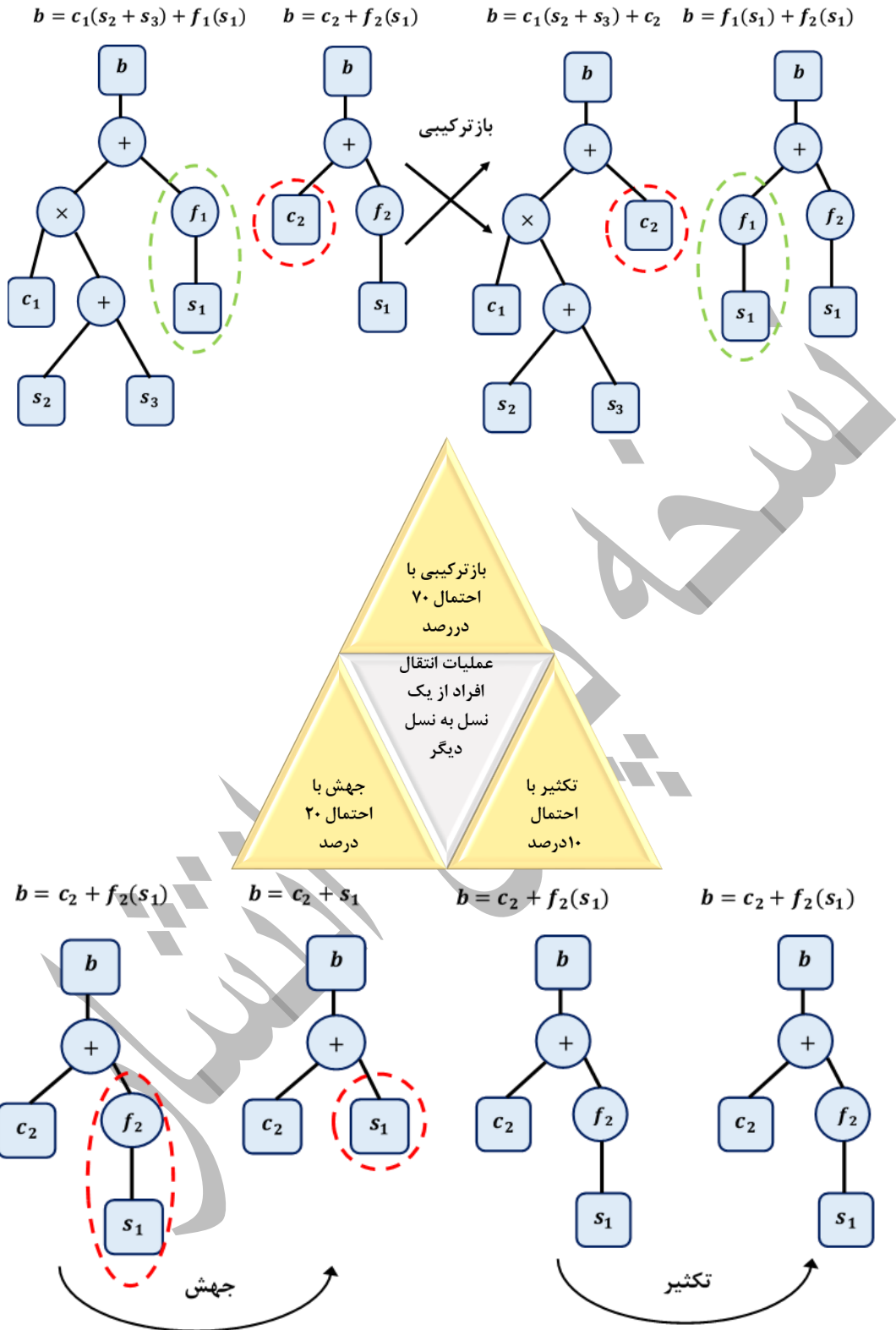


هر فرد با ساختار قانون کنترلی و پارامترهای خاص آن ارتباط دارد. بعد از اینکه نسل اولیه با افرادی که بصورت رندوم ایجاد شده‌اند، شکل گرفت، هر یک از افراد ارزیابی می‌شوند و براساس عملکرد خود در تابع هزینه، مقدار شایستگی آن‌ها تعیین می‌شود. افرادی که تابع هزینه کمتری دارند، شایستگی بالاتری دارند و احتمال 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 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 +، -، ×، /، است. هر شاخه ممکن است دارای توابع اضافی باشد. برگ‌های درخت ورودی و ثابت است. در کنترل مبتنی بر یادگیری ماشین، اندازه گیری‌های سنسورها، ورودی‌ها و سیگنال فعال‌سازی، ریشه درخت هستند.



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

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 بهره برداری از ساختارهای موفق قبلی در بهینه سازی 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.



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

### ۳-۲- 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 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:

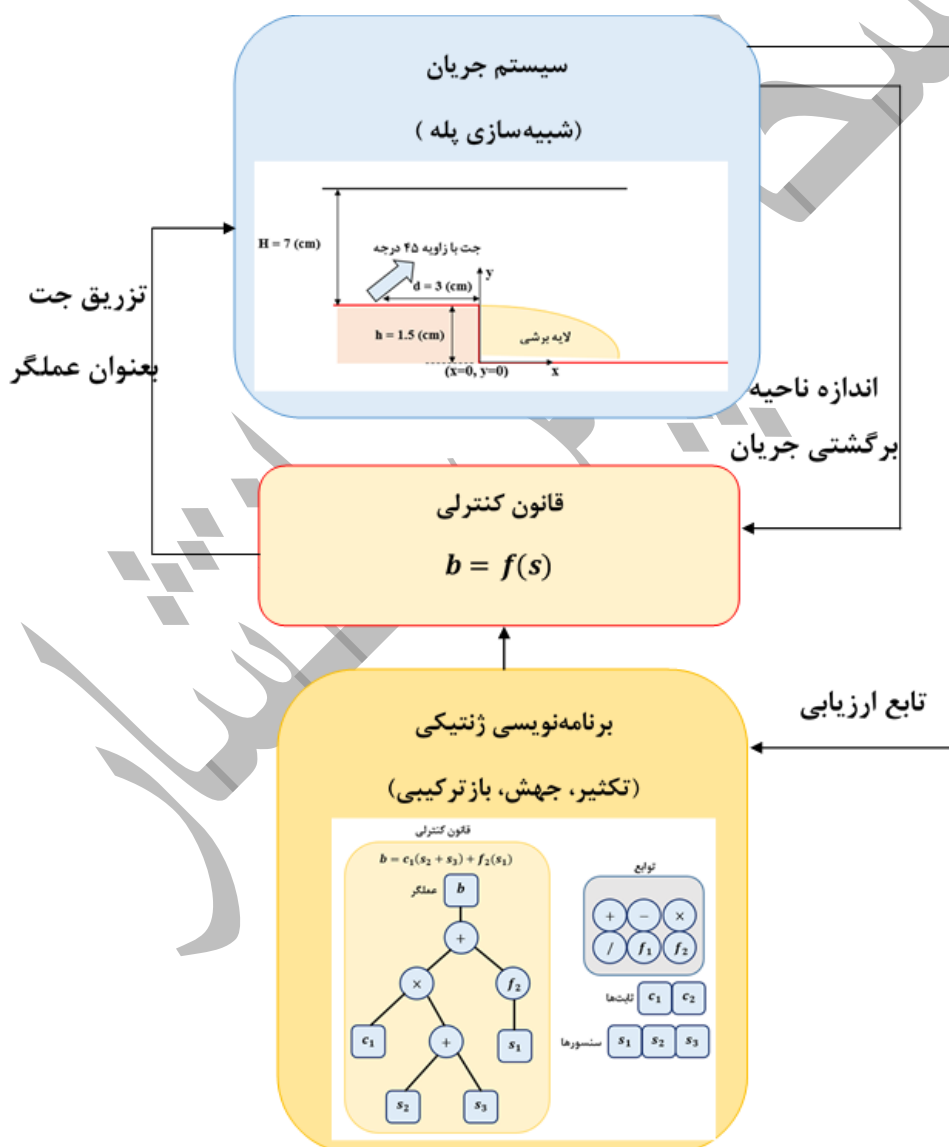
$$S(t) = \frac{A_{cont}}{A_0} = \frac{A_{cont}(t)}{\frac{1}{T} \int_0^T A_{uncont}(t) dt} \quad (1)$$

که  $A_{cont}(t)$  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 مساله کنترلی باید الحاق می‌شود که تابع هدف  $J$ ، که نشان‌دهنده کاهش ناحیه برگشتی با جریمه صرف انرژی جهت تزریق است، بصورت زیر تعریف شد:

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

که  $T$  زمان ارزیابی می‌باشد که ۶۰ ثانیه در نظر گرفته شد و سیگنال  $S$  میانگین زمانی مساحت ناحیه گردشی بی‌بعد می‌باشد.  $b = U_j / U_{max}$  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 فرآیند در شکل ۹ خلاصه شده است. برای کولپینگ برنامه نویسی ژنتیکی با شبیه‌سازی به علت نبود نرم‌افزار مربوطه مجبور به توسعه کد جهت انجام این فرایند شدیم. از کد استاندارد برنامه نویسی 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. برنامه نویسی ژنتیکی در حقیقت برنامه‌های رایانه‌ای را که به صورت سنتی 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 تریمینال شامل یک عملوند است. به این ترتیب، به سادگی می‌توان عبارات ریاضی را تکامل داد و ارزیابی کرد. برنامه نویسی 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 برنامه نویسی 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

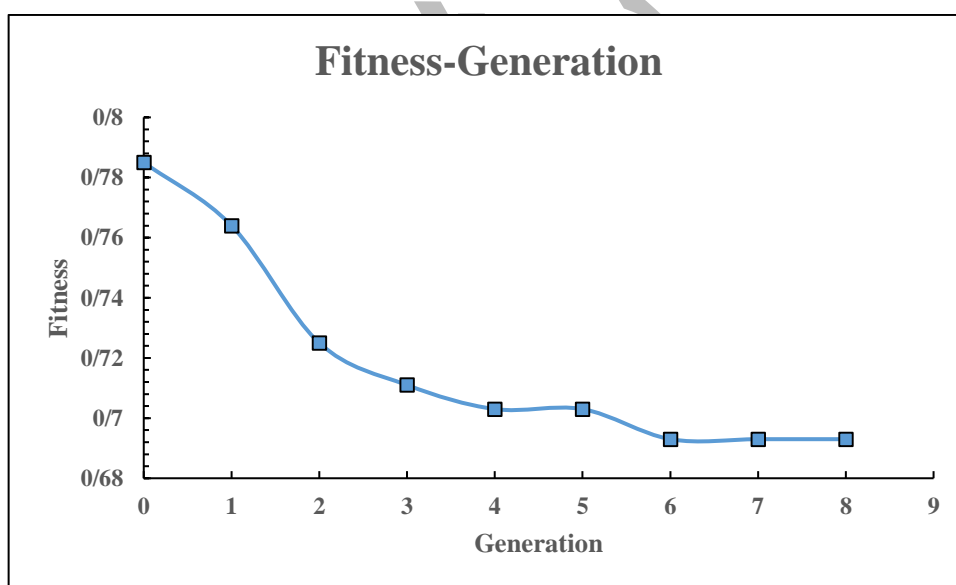
می‌شوند و عملگرهای ساخت تابع نیز (sin, cos, exp, log, tanh) و (+, -, /, ×) است. از طرفی عملگرهای جهش و بازترکیبی و تکثیر نیز باید روی درخت اعمال شوند که نمونه‌ای از اعمال آن‌ها در شکل ۸ قابل مشاهده است. در ابتدا نسل اولیه بصورت رندوم تولید می‌شود و تابع ارزیابی آن‌ها نیز با شبیه‌سازی مشخص می‌گردد. این نسل سپس بر اساس تابع ارزیابی مرتب می‌شود. دو کروموزوم والدین از جمعیت با توجه به تابع ارزیابی آنها انتخاب می‌شود تا والدین 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 بازترکیب 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 موردنظر، یک یال دیگر که آن نیز بصورت تصادفی ساخته شده است با یال مربوطه تعویض می‌شود.



شکل ۹: فرایند حلقه کنترل بسته دارای برنامه‌نویسی ژنتیکی.

## ۴-۱- 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. همانطور که مشاهده می‌شود توابع مختلفی با ترکیب گره‌های درخت توابع (sin, cos, exp, log, tanh) و عملگرهای پایه‌ای (+, -, /, ×) 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.



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

جدول ۱: بهترین تابع کنترلی جت برای هر نسل.

نسل	تابع بهترین فرد هر نسل	اندازه معیار ارزیابی بهترین فرد هر نسل	اندازه معیار ارزیابی بهترین فرد تا آن نسل
۰	$b = 0.52742 \times s$	۰/۷۸۵	۰/۷۸۵
۱	$b = \tanh(\exp(s)/s)$	۰/۷۶۴	۰/۷۶۴
۲	$b = \exp(\exp(s - 0.50141)/-\tanh(s)) \times \sin(s)$	۰/۷۲۵	۰/۷۲۵
۳	$b = \exp(\sin(\cos(s)) - \tanh(s)) \times \sin(s)$	۰/۷۱۱	۰/۷۱۱
۴	$b = \sin(\sin(s) + s) + \tanh(s) - \cos(0.29572)$	۰/۷۰۳	۰/۷۰۳
۵	$b = s \times \exp(\sin(\cos(s))/-\tanh(s))$	۰/۷۱۳	۰/۷۰۳
۶	$b = \sin((\cos(0.65725)) - (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s)))))))$	۰/۶۹۳	۰/۶۹۳
۷	$b = \sin(\sin(\sin(s))) \times (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s))))))$	۰/۷۳۳	۰/۶۹۳
۸	$b = \sin(\tanh(\exp(\cos(s)))) - (\tanh((\cos((s) + (s))) - (\cos((s) + (0.9526))))$	۰/۷۰۵	۰/۶۹۳

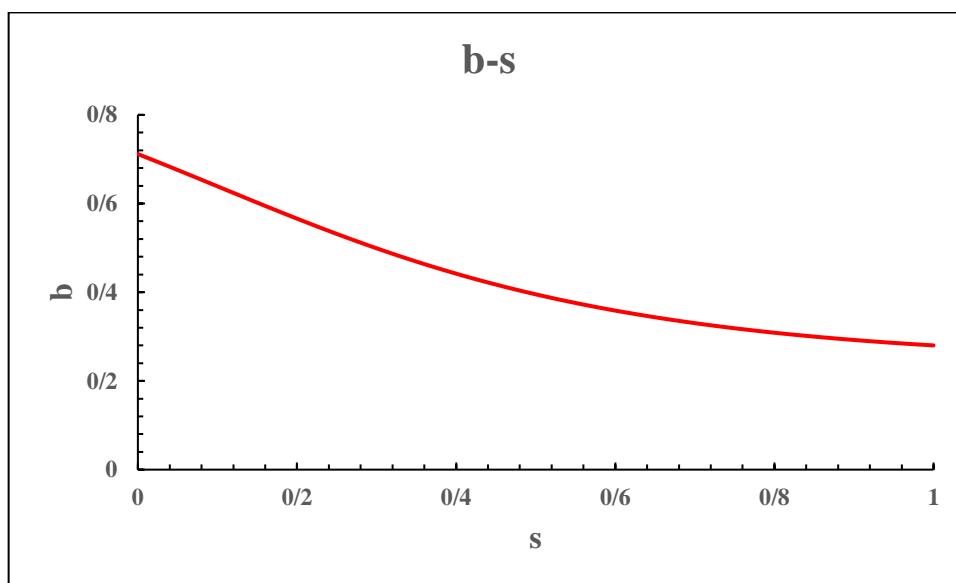
#### ۴-۲- تجزیه و تحلیل بهترین قانون کنترل به دست آمده از طریق برنامه‌نویسی ژنتیکی

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 فلونت 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 فلونت اجرا و شبیه‌سازی انجام شد و مقدار تابع ارزیابی از فایل خروجی فلونت 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:

$$b = \sin((\cos(0/65725)) - (\tanh(\tanh(\tanh(\sin(\sin(s))))))) \quad (۳)$$

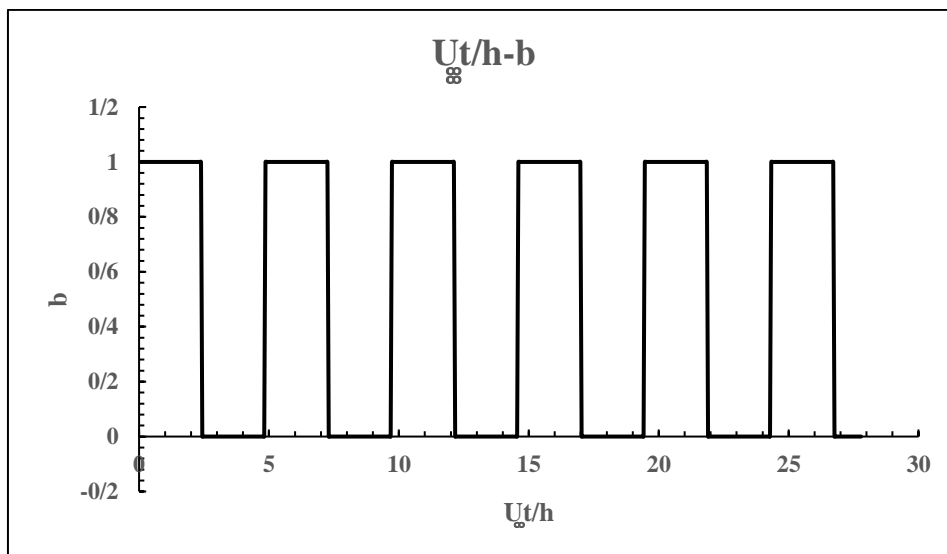
با این حال، نمودار بهترین قانون کنترل برای نسل نهایی ساختار ساده‌ای دارد. همانطور که در شکل ۱۱ برای  $0 \leq s \leq 1$  نشان داده شده است. ناحیه چرخش نرمال کنترل شده طبق تعریف مثبت است. ناحیه چرخش با بهترین قانون کنترلی همیشه کوچکتر از میانگین منطقه کنترل نشده است. توجه داشته باشید که قانون کنترل منجر 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 کنترلر می‌خواهد جدایش جریان زیاد رشد نکند و با اینکار 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 معمولا با ریزش گردابی با فرکانس بالا (معمولا چند صد هرتز برای آیرودینامیک خودرو یا هواپیما در 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.

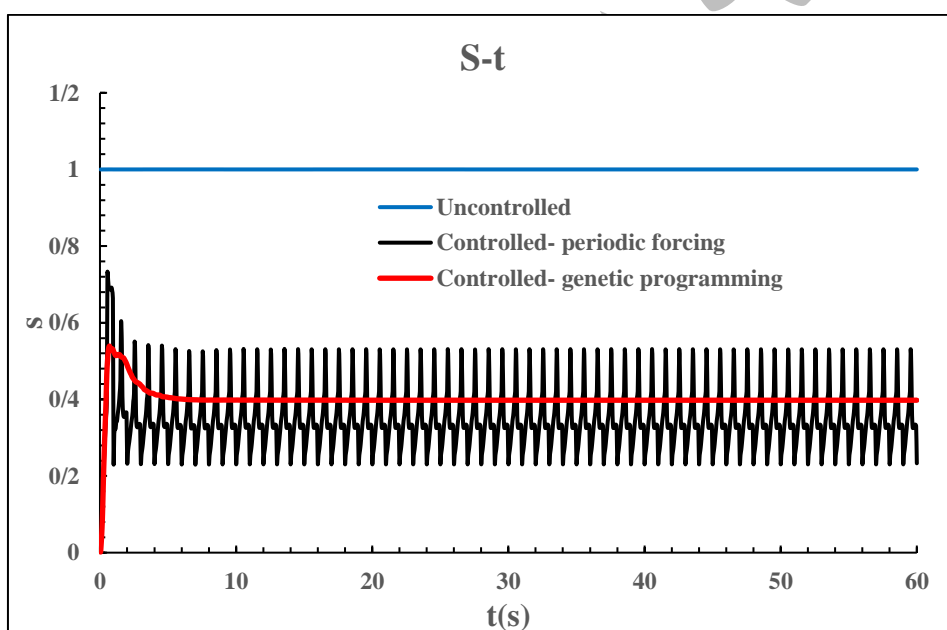


شکل ۱۱: نمودار بهترین قانون کنترل بدست آمده از برنامه‌نویسی ژنتیکی.

تزریق جریان بصورت پالسی با فرکانس جریان ریخته‌شده یک روش موثر برای کاهش ناحیه برگشتی می‌باشد. بدین منظور از فرکانس کلوین-هلمهولتز با دوره کاری پنجاه درصد (نصف زمان، جت فعال است) استفاده می‌شود [۲۷]. گوتیه و آیدر [۲۷] بیان کردند که فرکانس جریان ریخته‌شده در این نوع جریان ۱ هرتز است که این فرکانس کلوین-هلمهولتز است. در این مطالعه تزریق جریان بصورت پالسی برای مقایسه با تابع کنترلی 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 کنترل نشده قابل مشاهده است. همانطور که ملاحظه می‌شود در هر دو تزریق ما شاهد کاهش شدید ناحیه چرخش نسبت به حالت کنترل نشده در طول زمان هستیم. در تزریق پالسی ناحیه چرخشی بی‌بعد بین ۰/۲۳ تا ۰/۵۳ در نوسان است. اما در تزریق برنامه‌نویسی ژنتیکی ما از ثانیه تقریبا ۵ ام شاهد کنترل این ناحیه و رسیدن آن به مقدار ۰/۴ هستیم. بنابراین از نظر عملکرد لحظه‌ای تزریق جت بهینه برنامه‌نویسی ژنتیکی بهتر توانسته است عمل کند و ما شاهد نوسان در ناحیه چرخش نیستیم.



شکل ۱۲: تزریق پالسی اعمال شده با فرکانس کلون-هلمهولتز.



شکل ۱۳: تغییرات ناحیه جدایش بر حسب زمان برای تزریق مبتنی بر برنامه نویسی ژنتیکی و تزریق پالسی.

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 شده است. همانطور که مشاهده می‌شود تزریق پالسی توانسته بطور میانگین  $0/65$  ناحیه برگشتی را کاهش دهد. البته دقت شاید توانسته است ناحیه جدایش را بطور میانگین کاهش دهد اما همانطور که بیان شد نوسانات شدیدی در این کمیت برای این تزریق شاهد هستیم که خیلی از منظر صنعتی و کارایی مناسب نیست. در مصرف انرژی تزریق مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی توانسته بهتر عمل کند و همین موضوع سبب شده است که معیار ارزیابی آن نسبت به تزریق پالسی بهتر باشد. مقدار تابع هزینه برای این تزریق پالسی  $J_{periodic} = 0/722$  و مقدار تابع هزینه در کنترلر حاصل از برنامه نویسی ژنتیکی  $J_{genetic} = 0/693$  می‌باشد. به وضوح مشخص است که کنترلر با استفاده از یادگیری ماشین بهتر عمل کرده است.



از نظر کاهش ناحیه برگشتی هر دو بصورت یکسان عمل کرده‌اند ولی در روش پریودیک از فرکانس ۱ هرگز که فرکانس کلون-هلمهولتز است، استفاده شده در حالی که در کنترل با استفاده از یادگیری ماشین، عملگر با فرکانس پایین مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۲: مقایسه عملکرد و تابع هزینه تزریق مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی با تزریق پالسی.

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

کاهش ۶۰ درصدی ناحیه جریان برگشتی توسط تابع کنترلی بهینه به علت تزریق ممنوع به جریان بوده است. 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 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 تزریق 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 شده است. در این شکل همانطور که مشاهده می‌شود برای نمونه کنترل نشده 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 تزریق در ابتدا برای زمان ۰/۵ تا ۲ ثانیه ناحیه جدایش تزریق پالسی خیلی بیشتر از تزریق مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی است اما بعد از ۲ ثانیه ناحیه جدایش این دو تزریق تقریباً یکسان می‌شود. البته مقدار کمی در این زمان‌های نشان داده شده جدایش در تزریق پالسی کمتر بنظر می‌رسد که باید توجه داشت در سیکل خاموش این ناحیه کمی افزایش خواهد یافت. دو تزریق تقریباً تا زمان ۵ ثانیه در حالت گذرا خود بودند و رفته رفته در طول زمان توانستند ناحیه جدایش را کاهش دهند.

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 تزریق کاهش یابد. برای بررسی این موضوع در شکل ۱۱، ضریب اصطکاک بر حسب مکان بی‌بعد برای دو تزریق در حالت بدون کنترل رسم شده است. همانطور که در شکل ۱۵ (الف) مشاهده می‌شود در زمان ۰/۵ ثانیه که هنوز تزریق‌ها بدرستی نتوانستند ناحیه چرخشی را کنترل کنند، شاهد رفتار گذرا آن‌ها هستیم. تزریق مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی نقطه اتصال یکسانی با حالت کنترل نشده دارد و در تزریق 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 تزریق هستیم و نقطه بازگشت برای تزریق پالسی نسبت به تزریق مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیکی نیز حتی کمتر شده است.

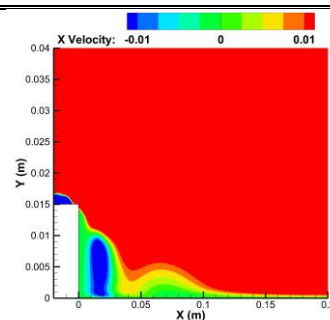
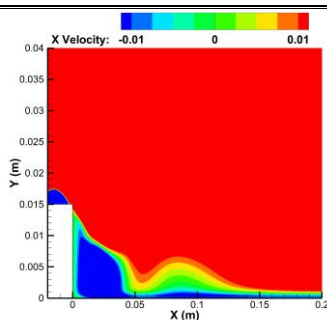
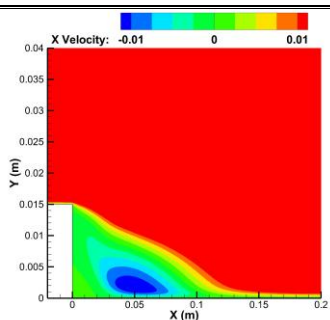
زمان  
(ثانیه)

کنترل نشده

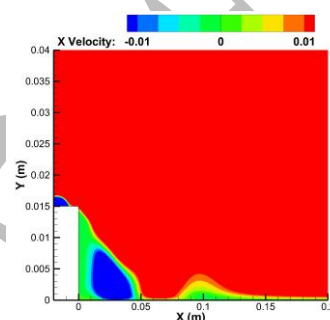
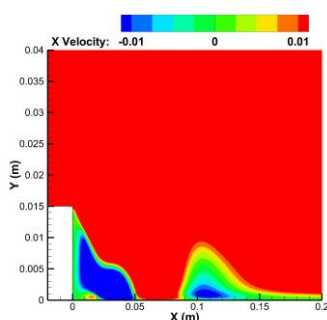
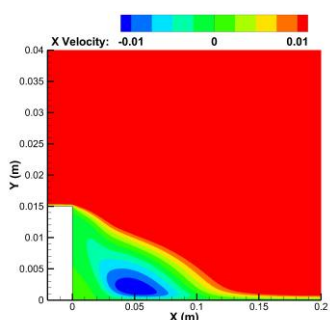
کنترل شده با تابع پرودیک

کنترل شده با برنامه نویسی ژنتیکی

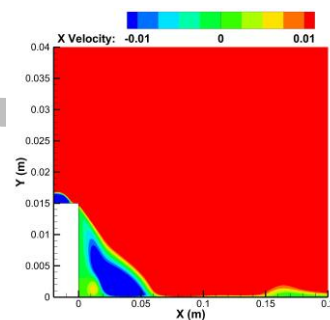
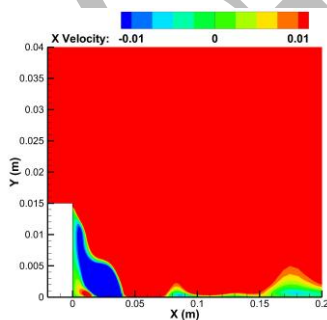
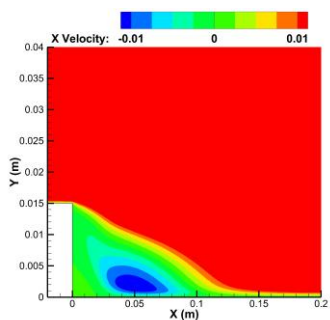
۰/۵



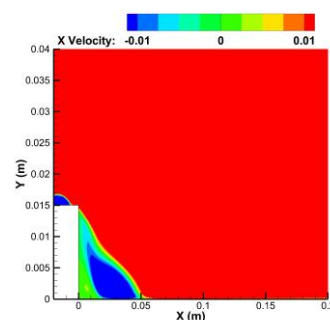
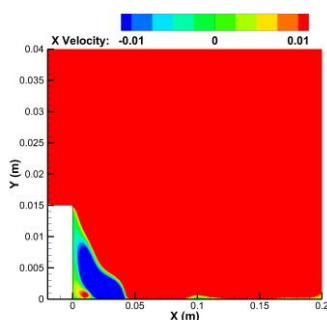
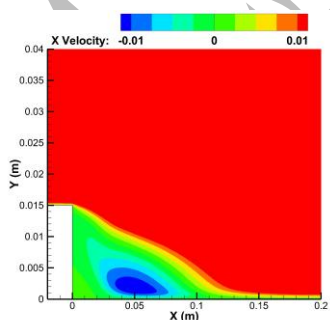
۱



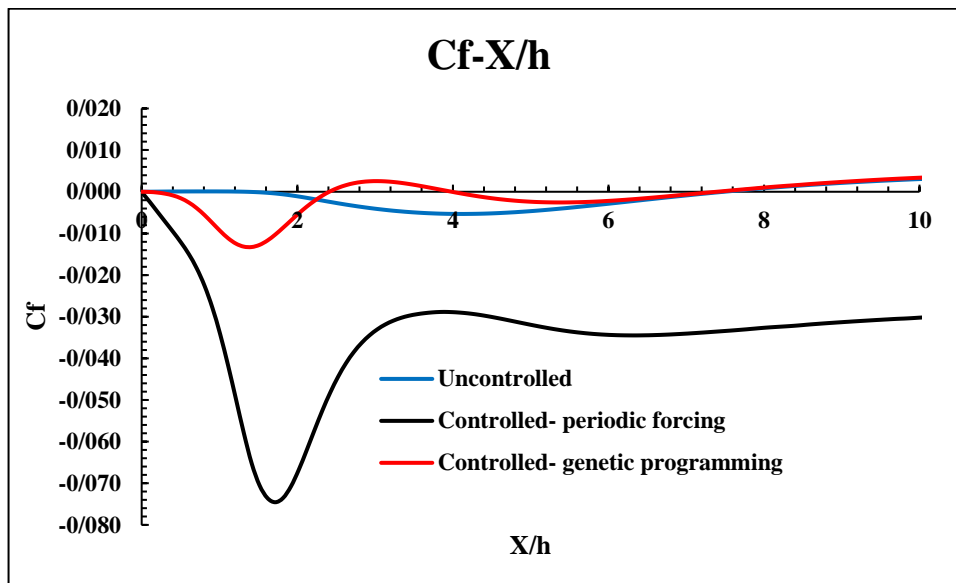
۲



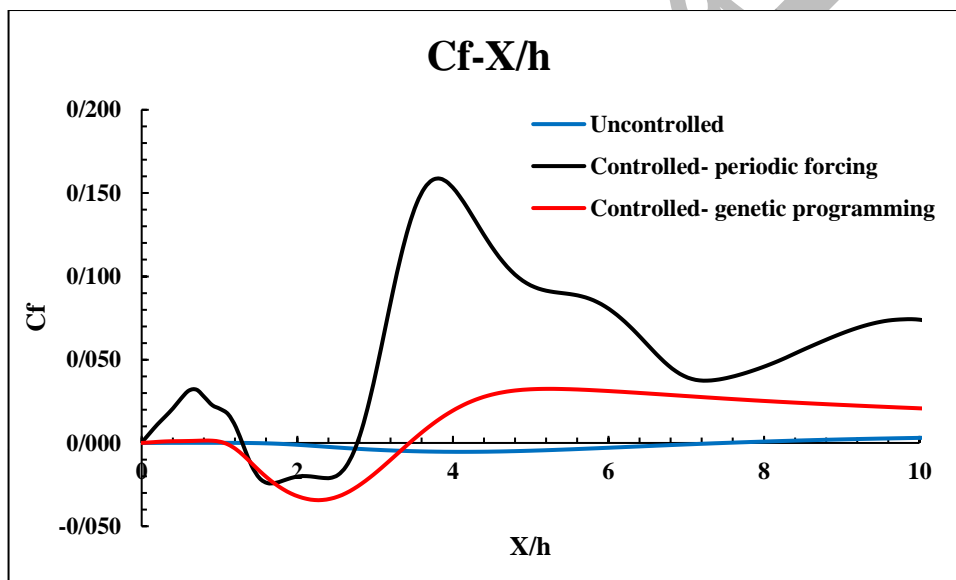
۵



شکل ۱۴ : مقایسه کانتور سرعت در راستای محور X برای تزریق مبتنی بر برنامه نویسی ژنتیکی و پالسی نسبت به حالت کنترل نشده.



(الف)



(ب)

شکل ۱۵ : نمودار ضریب اصطکاک برای حالت کنترل نشده و کنترل شده با تزریق مبتنی بر برنامه نویسی ژنتیکی و پالسی در زمان (الف) ۰/۵ ثانیه (ب) ۵ ثانیه.

### ۵- 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 فرآیند 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 حین 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، جهت کنترل جریان به کار رود.

## واژه نامه

Actuator

عملگر

ANN (Artificial Neural Network)

شبکه عصبی مصنوعی

Closed-loop control

کنترل حلقه بسته

Flow control

کنترل جریان

GA (Genetic Algorithm)

الگوریتم ژنتیک

GP (Genetic Programming)

برنامه نویسی ژنتیک

Open-loop control

کنترل حلقه باز

MLC (Machine Learning Control)

کنترل مبتنی بر یادگیری ماشین

Normalized instantaneous recirculation area

ناحیه چرخش لحظه ای بدون بعد

Pressure staggering option

انتخاب فشار متناوب

RANS (Reynolds Average Navier

میانگیری رینولدز

Stocks)

RL (Reinforcement Learning)

یادگیری تقویتی

Step geometry

هندسه پله

## 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 میان‌گیری کمیت‌ها، $S$	$T$
زمان آبی، $s$	$t$
سرعت، $m/s$	$U$
ضریب وزنی	$w$
مولفه در راستای طولی	$x$
مولفه در راستای عرضی	$y$
میانگین زمانی کمیت، $S$	$\langle \rangle_T$
<b>علائم یونانی</b>	
زاویه تفرق جت، درجه	$\theta$
<b>زیرنویس</b>	
نمونه کنترل نشده	$0$
شرایط جریان آزاد	$\infty$
نمونه کنترل شده	$cont$
ماکزیمم سرعت تزریق	$max$

## مراجع

- [1] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Influence of Injection Angle on Liquid Jet in Crossflow," *Int. J. Multiph. Flow*, p. 104128, 2022, doi: 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," *Exp. Therm. Fluid Sci.*, p. 110989, 2023, doi: 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," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, p. 19945, 2023, doi: 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 Convers. Manag.*, vol. 283, p. 116937, 2023, doi: 10.1016/j.enconman.2023.116937.
- [5] C. Meneveau and I. Marusic, "Whither Turbulence and Big Data in the 21st Century." Springer International Publishing, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-41217-7.
- [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*, 2007, pp. 1–11, doi: 10.1145/1362622.1362654.
- [7] X. Wu and P. Moin, "A direct numerical simulation study on the mean velocity characteristics in turbulent pipe flow," *J. Fluid Mech.*, vol. 608, pp. 81–112, 2008, doi: 10.1017/S0022112008002085.
- [8] S. L. Brunton, B. R. Noack, and P. Koumoutsakos, "Machine Learning for Fluid Mechanics," *Annu. Rev. Fluid Mech.*, vol. 52, pp. 477–508, 2020, doi: 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," *Theor. Comput. Fluid Dyn.*, pp. 1–32, 2024, doi: 10.1007/s00162-024-00685-2.

- [10] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Non-circular pressure swirl nozzles injecting into stagnant air," *Int. J. Multiph. Flow*, vol. 175, p. 104798, 2024, doi: 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," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, p. 7183, 2023, doi: 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," *Phys. Fluids*, vol. 31, no. 1, 2019, doi: 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," *Phys. Fluids*, vol. 35, no. 9, 2023, doi: 10.1063/5.0164437.
- [14] T. Duriez, S. L. Brunton, and B. R. Noack, *Machine learning control-taming nonlinear dynamics and turbulence*, vol. 116. Springer, 2017.
- [15] T. R. Bewley, P. Moin, and R. Temam, "DNS-based predictive control of turbulence: an optimal benchmark for feedback algorithms," *J. Fluid Mech.*, vol. 447, pp. 179–225, 2001, doi: 10.1017/S0022112001005821.
- [16] G. Novati, L. Mahadevan, and P. Koumoutsakos, "Controlled gliding and perching through deep-reinforcement-learning," *Phys. Rev. Fluids*, vol. 4, no. 9, p. 93902, 2019, doi: 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," *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 49, no. 2, pp. 1771–1795, 2024, doi: 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," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 19176, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-70350-5.
- [19] S. Kasmaiee and M. Tadjfar, "Elliptical pressure swirl jet issuing into stagnant air," *Phys. Fluids*, vol. 36, no. 7, Jul. 2024, doi: 10.1063/5.0198105.
- [20] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Investigation of suction jet parameters in flow control of dynamic stall," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 32, no. 2, pp. 181–200, 2021, doi: 10.22067/jacsm.2021.71526.1042. (In Persian)
- [21] S. Kasmaiee, M. Tadjfar, and S. Kasmaiee, "Investigating the Impacts of Blowing Jet on the Dynamic Stall of NACA0012," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 34, pp. 1–20, 2022, doi: 10.22067/jacsm.2022.74008.1074. (In Persian)
- [22] N. Gautier and J. L. Aider, "Effects of pulsed actuation upstream a backward-facing step," *CR Méc.*, vol. 342, no. 6–7, pp. 382–388, 2013.
- [23] M. Pastoor, L. Henning, B. R. Noack, R. King, and G. Tadmor, "Feedback shear layer control for bluff body drag reduction," *J. Fluid Mech.*, vol. 608, pp. 161–196, 2008, doi: 10.1017/S0022112008002073.
- [24] G. Tadmor et al., "Reduced-order models for closed-loop wake control," *Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 369, no. 1940, pp. 1513–1524, 2011, doi: 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," *J. Fluid Mech.*, vol. 687, pp. 503–528, 2011, doi: 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," *J. Fluid Mech.*, vol. 731, pp. 288–311, 2013, doi: 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," *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 469, no. 2160, p. 20130404, 2013, doi: 10.1098/rspa.2013.0404.
- [28] M. Wahde, *Biologically inspired optimization methods: an introduction*. WIT press, 2008.
- [29] C. Lee, J. Kim, D. Babcock, and R. Goodman, "Application of neural networks to turbulence control for drag reduction," *Phys. Fluids*, vol. 9, no. 6, pp. 1740–1747, 1997, doi: 10.1063/1.869290.
- [30] I. Rechenberg, "Evolution strategy: Nature's way of optimization," in *Optimization: Methods and Applications, Possibilities and Limitations: Proceedings of an International Seminar Organized by Deutsche Forschungsanstalt für Luft-und Raumfahrt (DLR), Bonn, June 1989*, 1989, pp. 106–126, doi: 10.1007/978-3-642-83814-9\_6.
- [31] M. Milano and P. Koumoutsakos, "A clustering genetic algorithm for cylinder drag optimization," *J. Comput. Phys.*, vol. 175, no. 1, pp. 79–107, 2002, doi: 10.1006/jcph.2001.6882.
- [32] F. St Cloud Cedex, "Multidisciplinary Shape Optimization in Aerodynamics and Electromagnetics using Genetic Algorithms," doi: 10.1002/(SICI)1097-0363(19990530)30:2%3C149::AID-FLD829%3E3.0.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 *Proc. 3rd Symp. Smart Control of Turbulence*, 2002, pp. 107–113.
- [34] G. J. Berman and Z. J. Wang, "Energy-minimizing kinematics in hovering insect flight," *J. Fluid Mech.*, vol. 582, pp. 153–168, 2007, doi: 10.1017/S0022112007006209.
- [35] T. Duriez et al., "Closed-loop control of experimental shear flows using machine learning," in *7th AIAA Flow Control Conference*, 2014, p. 2219, doi: 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," *J. Fluid Mech.*, vol. 770, pp. 442–457, May 2015, doi: 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," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 34, no. 3, pp. 79–96, 2022, doi: 10.22067/jacsm.2022.71589.1043. (In Persian)
- [38] A. Khorshidi and H. Moeenfarid, "Beyond Pull-in Stabilization of a 2-DOF Torsional Micro-Actuator using a Fuzzy Controller," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 27, no. 2, pp. 99–112, 2016, doi: 10.22067/fum\_mech.v27i2.40523. (In Persian)
- [39] M. bamdad and A. Mardani, "Multimode wheeled mobile robot with height control on uneven surfaces," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 27, no. 1, pp. 173–184, 2016, doi: 10.22067/fum-mech.v27i1.34471. (In Persian)
- [40] M. Mosalsal and M. Khodabandeh, "Variable-Pitch Control of a Quadrotor Using Feedback Linearization Controller and Direct Adaptive Feedback Linearization Controller," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 31, no. 2, pp. 67–90, 2020, doi: 10.22067/fum-mech.v31i2.84510. (In Persian)

- [41] M. Aalipour, A. Mokhtarian, and H. Karimpour, "Nonlinear Control of Motion of a Spherical Robot on Inclined Surfaces Based on Feedback Linearization Method," *J. Appl. Comput. Sci. Mech.*, vol. 31, no. 2, pp. 91–104, 2020, doi: 10.22067/fum-mech.v31i2.74433. (In Persian)
- [42] C. Chettri, "Numerical solution of a 2D flow over a backward facing step," 2018. doi: 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 J.*, vol. 23, no. 2, pp. 163–171, 1985, doi: 10.2514/3.8890.
- [44] D. C. Jespersen, T. H. Pulliam, and M. L. Childs, "Overflow turbulence modeling resource validation results," 2016.



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

Si. Kasmaiee\*<sup>1</sup>, M. Tadjfar<sup>2</sup>, Sa. Kasmaiee<sup>3</sup>

\*1- (Corresponding author) PhD, 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, Department of Aerospace Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

## 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 steady 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.

## KEYWORDS

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