



طراحی کنترل کننده مقاوم بهینه پیش‌بین در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبود یافته مبتنی بر آشوب آبشاری

محسن اسماعیلی رنجبر^(۱) مهدی یعقوبی^{(۲)*} گلاره ویسی^(۳)

(۱) گروه مهندسی برق، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

(۲) گروه مهندسی برق، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران*

(۳) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۶

چکیده

روش‌های بهینه‌سازی روزبه‌روز در حال ظهور و توسعه هستند. یکی از روش‌های موفق در این حوزه، چه از نظر سادگی و قابل درک بودن و چه از نظر سرعت عملکرد و کیفیت پاسخ، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز می‌باشد. علیرغم برتری‌ها، این الگوریتم از کمبود تنوع در جمعیت خود و در نتیجه جستجوی ضعیف رنج می‌برد. در این مقاله، با افزودن نگاشت آشوب آبشاری به الگوریتم، این مشکل مرتفع شده و عملکرد این الگوریتم بهبود یافته است. همچنین، یکی از مشکلات کنترل سیستم‌ها در جهان واقعی، حضور عدم قطعیت، شامل عدم قطعیت مدل و اغتشاش خارجی می‌باشد. در این مقاله، یک روش کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین، شامل یک کنترل کننده برپایه مدل نامی و یک مکانیزم تخمین عدم قطعیت، ارائه شده است. ماتریس ضرایب کنترل پس‌خورده بهینه با کمک الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی به دست می‌آید. در نهایت، به عنوان یک مساله کاربردی جهت ارزیابی، کنترل کننده پیشنهادی را برای کنترل موتور جریان مستقیم آهنربای دائم به کار می‌بندیم. نتایج شبیه‌سازی کارایی کنترل کننده و بهینه‌ساز را نشان می‌دهد. طبق مقایسه انجام شده با روش بهینه‌سازی مبتنی بر نگاشت آشوبی معمولی، استفاده از نگاشت آشوب آبشاری پیشنهادی باعث بهبود ۸۸ درصدی میانگین مربعات خطای ردگیری جریان و بهبود ۱۵/۸۲ درصدی میانگین مربعات خطای ردگیری سرعت در حضور عدم قطعیت شده است. همچنین، حداکثر خطای ردگیری مسیر مطلوب در حضور عدم قطعیت ۷۶/۷۴ درصد در جریان موتور و ۴۴/۳ درصد در سرعت موتور بهبود یافته است. مقایسه صورت گرفته با دیگر الگوریتم‌های تکاملی و روش کنترلی مبتنی بر مشتق کارایی روش پیشنهادی را تایید کرده است.

کلمات کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز، آشوب، آشوب آبشاری، کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین، کنترل موتور جریان

مستقیم

*عهده‌دار مکاتبات:

مهدی یعقوبی

نشانی: گروه مهندسی برق، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

پست الکترونیکی: yaghoobi@mshdiau.ac.ir

الگوریتم‌های فراابتکاری^۱ به طور گسترده‌ای برای یافتن راه حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شوند [4]–[1]. این الگوریتم‌ها رویکردهای اکتشافی اساسی را برای افزایش کارایی در جستجوی فضای جستجو ادغام می‌کنند [4], [3]. روش‌های فراابتکاری تعادل بین تنوع^۲ و تشدید^۳ در جستجو را (به طور صریح یا ضمنی) تنظیم می‌کنند [4]. تنوع در جستجو براساس مشاهده علائم عدم بهبود، باعث جلوگیری از به دام افتادن در مناطق بد فضای جستجو می‌شود. در حالی که تشدید در جستجو به طور متناوب بهترین راه‌حل‌ها را در منطقه مورد بررسی پیدا می‌کند. علاوه بر این، برای کمک به فرار الگوریتم از تله‌های بهینه محلی یا تسلط بر سایر موقعیت‌های حساس، الگوریتم‌ها روی بهبود هدایت در توابع سازنده^۴ تمرکز کرده‌اند. بنابراین، این روش‌ها می‌توانند راه‌حلی با کیفیت بالا در زمان محاسباتی کوتاه و معقول برای مسائل پیچیده بهینه‌سازی ارائه کنند. اگرچه استفاده از این الگوریتم‌ها دستیابی به راه‌حل بهینه کلی را تضمین نمی‌کند [4]، اما برتری آنها در ارائه راه‌حل‌های بهینه تقریباً کلی در زمان کوتاه‌تر و با تلاش کمتر باعث محبوبیت آنها شده است.

با الهام از عملکرد علف‌های هرز، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز^۵ (IWO)، که توسط محرابیان و لوکاس در [5] ارائه شده است، یک رویکرد بهینه‌سازی فراابتکاری جدید است. نتایج یک مطالعه مقایسه‌ای بین الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز با الگوریتم‌های ژنتیک، الگوریتم‌های ممتیک و بهینه‌سازی انبوه ذرات نشان داد که IWO حداقل به خوبی روش‌های دیگر است [6]. علیرغم سهولت پیاده‌سازی، سادگی تفسیر، سرعت همگرایی، ظرفیت استخراج خوب، تنوع کاربردها و موفقیت در میان سایر الگوریتم‌های اکتشافی، IWO سستی از ضعف جستجو و کمبود تنوع جمعیتی مناسب رنج می‌برد [8]–[6]. در نتیجه، الگوریتم به راحتی در نقاط اکسترمم محلی [9] به دام می‌افتد. الگوریتم تکراری تولید اعداد تصادفی ممکن است دلیل اصلی این مشکل باشد. استفاده از آشوب به جای تابع تصادفی تکراری در [6] برای معرفی الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبود یافته (IIWO)^۶ پیشنهاد شده است، به نوعی که تصادفی بودن تولید مثل علف‌های هرز را بهبود می‌بخشد. سال گذشته، چندین اصلاح دیگر برای تقویت IWO در ترکیب آن با الگوریتم‌های دیگر پیشنهاد شده است. به طور مثال، ترکیب IIWO با الگوریتم خفاش در کاربرد بخش‌بندی تومور مغزی و تشخیص MRI در [7] و یک الگوریتم دو لایه بهبود یافته بهینه‌سازی علف‌های هرز مهاجم^۷ (TIWO) در [9] توسعه یافته است. شبکه عمیق مبتنی بردریای علف هرز بهبود یافته^۸، به عنوان ترکیبی از الگوریتم علف‌های هرز با الگوریتم

^۱ Meta-Heuristic Algorithm

^۲ Diversification in exploration

^۳ Intensification in exploration

^۴ Heuristic guidance of the constructor functions

^۵ Invasive Weed Optimization Algorithm

^۶ Improved Invasive Weed Optimization

^۷ Two-layer Improved Invasive Weed Optimization

^۸ Improved Weed Sea-based DeepNet

بهینه‌سازی شیر دریایی^۹، در [10] برای شناسایی کرونا در مرحله اولیه ارائه شده است. بهینه‌سازی علف‌های هرز با ازدحام رقابتی^{۱۰} در [11] برای رمزنگاری بصری معرفی شده است. در [12]، شبکه عصبی کانولوشنال شپرد مبتنی بر بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبود یافته سنجاک^{۱۱} برای کاربرد در امنیت رایانش ابری پیشنهاد شده است. یک الگوریتم بهبود یافته بهینه‌سازی موج آب علف‌های هرز^{۱۲} در [13] برای طبقه‌بندی سرطان پستان پیشنهاد شده است. با استفاده از نگاهت کسینوسی آشوبی، بهینه‌سازی آشوب علف‌های هرز اصلاح شده^{۱۳} در [14] ابداع شده است. بهینه‌سازی گرده افشانی گل‌های هرز بهبود یافته^{۱۴}، که ترکیبی از الگوریتم علف‌های هرز و الگوریتم گرده افشانی گل است، برای تقسیم‌بندی و طبقه‌بندی تصویر توسعه یافته است [15]. الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز ازدحام پرندگان مهاجم^{۱۵} اصلاح دیگری با استفاده از الگوریتم ازدحام پرندگان و الگوریتم علف‌های هرز بهبود یافته برای پیش‌بینی دیابت است [16]. با ادغام الگوریتم علف‌های هرز بهبود یافته و الگوریتم شیر دریایی، یک الگوریتم بهینه‌سازی شیر دریایی- علف‌هرز مهاجم بهبود یافته^{۱۶} برای یافتن فرآیندهای بهتر کسب و کار پیشنهاد شده است [17]. با توجه به کاربردهای گسترده الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز و اصلاحات متعددی که در بالا بیان شد، می‌شود نتیجه گرفت که این الگوریتم در مرکز توجه علمی قرار دارد و یک حوزه تحقیقاتی گسترده و فعال است. همانطور که در بالا بیان شد، ترکیب یک الگوریتم بهینه‌سازی دیگر در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز، کارایی آن را بهبود می‌بخشد. اما در عین حال، پیچیدگی الگوریتم را افزایش می‌دهد، سهولت استفاده از آن را کاهش می‌دهد و تفسیر آن را پیچیده می‌کند. نقص اصلی بهینه‌سازی علف‌های هرز محدودیت در تنوع جمعیت است [6]- [8]. بنابراین، این عقلائی‌تر به نظر می‌رسد که برای بهبود الگوریتم، تصادفی بودن آنرا به کمک نگاهت‌های آشوبی افزایش دهیم.

نگاشت‌های آشوبی اصلی که دارای خواص منحصر به فرد و کاربردهای مختلف هستند، معمولاً ساختار ساده‌ای دارند و به عنوان یک تابع ریاضی به راحتی قابل پیاده‌سازی هستند [6]. با این حال، محدوده آشوبی محدود، تعداد کم پارامترهای قابل تنظیم، و امکان پیش‌بینی خروجی آنها بدون هزینه محاسباتی بالا، چندین نقص این نگاهت‌ها هستند [20]-[18]. از سوی دیگر، سیستم‌های آشوبی با ابعاد بالا، مانند لورنز، چن و لی، عملکرد بهتر و خروجی غیرقابل پیش‌بینی‌تری دارند. با این حال، این نگاهت‌ها از هزینه‌های محاسباتی بالاتر و دشواری پیاده‌سازی عملی رنج می‌برند. بنابراین، استفاده از سیستم‌های آشوبی با ابعاد بالا در برخی کاربردها، از جمله استفاده بلادرنگ [20]-[18] محدود است.

^۹ Sea Lion optimization

^{۱۰} Competitive Swarm Improved Invasive Weed Optimization

^{۱۱} Dragonfly Improved Invasive Weed Optimization-based Shepard Convolutional Neural Network

^{۱۲} Improved Invasive Weed Water Wave Optimization Algorithm

^{۱۳} Modified Chaotic Invasive Weed Optimization

^{۱۴} Improved Invasive Weed Flower Pollination Optimization

^{۱۵} Improved Invasive Weed Bird Swarm Optimization Algorithm

^{۱۶} Improved Invasive Weed-Lion Optimization

نگاشت آشوب آبشاری جایگزینی برای نگاشت‌های آشوبی سنتی [20]-[18] است. برتری نگاشت آشوب آبشاری نسبت به سیستم‌های آشوب معمولی شامل ۱- حساسیت بالاتر نسبت به تغییرات جزئی در شرایط اولیه، ۲- پیچیدگی بیشتر در معادلات سیستم، ۳- افزایش غیر قابل پیش‌بینی بودن در طولانی مدت، ۴- نمای لیاپانوف بهتر و ۵- پارامترهای قابل تنظیم بیشتر (درجه آزادی بالاتر) می‌باشد [20].

به طور خلاصه، بیشتر مقاله‌های پیشین، برای بهبود کارایی الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز، این الگوریتم را با دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی ترکیب کرده‌اند. این ترکیب باعث بالارفتن پیچیدگی، کاهش سهولت استفاده و کاهش تفسیرپذیری الگوریتم‌نهایی می‌شود. این درحالی است که همانطور که در برخی مراجع به آن اشاره شده، ضعف اصلی الگوریتم علف‌های هرز در تنوع جمعیت آن است. لذا، برای بهبود عملکرد این الگوریتم تنها لازم است تصادفی بودن توابع تولید جمعیت جدید را به گونه‌ای هوشمندانه‌تر کنترل کرد. این مهم در چند مقاله اخیر به صورت افزودن نگاشت آشوبی به توابع تولید جمعیت بهبود یافته است. با توجه به اینکه آشوب آبشاری نسبت به نگاشت آشوبی سنتی توانایی تولید مقادیر تصادفی بی‌تکرارتر و غیرقابل پیش‌بینی تری دارد، و همچنین آشوب آبشاری نسبت به الگوریتم‌های بهینه‌سازی پیچیدگی بسیار پایبندی دارد، ایده بنیادی پژوهش حاضر، استفاده از این نگاشت در رفع دقیقتر مشکل کمبود تنوع در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز می‌باشد.

در این مقاله، یک الگوریتم جدید بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری برای غلبه بر ظرفیت ضعیف جستجو در الگوریتم علف‌های هرز بهبودیافته پیشنهاد شده است. نوآوری‌ها و مشارکت‌های اصلی این بخش از مقاله عبارتند از:

۱- ابداع یک مکانیزم جدید مبتنی بر نگاشت آشوب آبشاری تنت-لجستیک برای استفاده در مرحله بازتولید علف هرز، که تصادفی بودن و تنوع جمعیتی الگوریتم سنتی را بهبود می‌بخشد.

۲- ابداع یک تابع جدید برای قانون بروزرسانی انحراف از معیار استاندارد با استفاده از نگاشت‌های آشوب آبشاری، که استنتاج الگوریتم را برای جلوگیری از به دام افتادن در حداقل‌های محلی بهبود می‌بخشد.

۳- طراحی یک روش کنترل پیش‌بین بهینه مقاوم مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی، برای کنترل سیستم‌های خطی نامتغیر با زمان دارای عدم قطعیت‌های وابسته به متغیرهای حالت و اغتشاش خارجی که در نهایت روش کنترل پیشنهادی برای کنترل موتور الکتریکی جریان مستقیم آهنربای دائم در حضور عدم قطعیت به کار گرفته شده و کارایی آن سنجیده شده است.

به عنوان کاربرد عملی، از روش پیشنهادی الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری در تنظیم ماتریس ضرایب کنترل‌کننده مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی استفاده کرده‌ایم. لذا در این بخش به اختصار درباره این نوع کنترل‌کننده‌ها و سابقه آنها توضیح می‌دهیم. کنترل پیش‌بینی مدل (MPC) به دلیل قابلیت‌های حذف اغتشاش و در نظر گرفتن قیود در دهه‌های اخیر به

موفقیت قابل توجهی دست یافته است و به طور گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف مانند رباتیک، کنترل فرآیند و یادگیری تقویتی استفاده شده است [21]. با این حال، عملکرد کنترل‌کننده‌های پیش‌بین می‌تواند توسط یک سری عوامل، از جمله عدم قطعیت در مدل سیستم، محدودیت در مقادیر نهایی، یا تابع هدف نامناسب کاهش یابد. برای رفع یا جبران این مشکلات، اکثر کنترلرهای پیش‌بین کلاسیک به صورت دستی و آفلاین طراحی شده‌اند که عمدتاً در طول کنترل بدون تغییر باقی می‌ماند. با افزایش قدرت محاسباتی و پیشرفت اخیر در یادگیری ماشین، روش‌های پیش‌بین مبتنی بر یادگیری، که از داده‌های جمع‌آوری شده در حین عملیات برای طراحی و تنظیم خودکار کنترل‌کننده‌های پیش‌بین به صورت آنلاین بهره‌برداری می‌کنند، مورد توجه تحقیقات بیشتری قرار گرفته‌اند. با این حال، در کنترل سیستم‌های دارای عدم قطعیت‌های ناشناخته، طرح‌های کنترل پیش‌بین تمام ضمانت‌های ارضای قیود را از دست می‌دهند. در مقابل، طرح کنترل پیش‌بین مقاوم (RMPC) [22], [23] ابزاری قدرتمند برای مدیریت عدم قطعیت‌ها است. متقابلاً، مدل یادگیری مقاوم کنترل پیش‌بین (RLMPC) [24]، قیدهای سیستم را برآورده می‌کند در حالی که به طور مکرر عملکرد کنترل را بهبود می‌بخشد. با این حال، افزایش مقاوم بودن کنترل‌کننده‌های پیش‌بین یادگیر معمولاً منجر به کاهش عملکرد کنترل می‌شود، که یک راه حل کارآمد، بازبینی فرآیند تنظیم پارامترها است که اثبات می‌شود که در به حداکثر رساندن عملکرد حلقه بسته در یک سیستم واقعی مؤثر است [25]. در این مقاله، یک چارچوب تنظیم کنترل‌کننده پیش‌بین مقاوم مبتنی بر داده پیشنهاد می‌شود که ابتدا با تفکیک قانون کنترل به دو بخش مبتنی بر مدل و مبتنی بر داده، قانون کنترل را به دست می‌آورد، سپس، عدم قطعیت را تخمین می‌زند، و با ترکیب کنترل پیش‌بین با الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری ماتریس ضرایب کنترل‌کننده را براساس داده‌های دریافتی بهینه‌سازی می‌کند. با توجه به یک سیستم خطی نامتغیر با زمان با عدم قطعیت‌های وابسته به متغیر حالت و اغتشاش خارجی، چارچوب پیشنهادی عملکرد واقعی یکپارچه RLMPC را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی به حداکثر می‌رساند. علاوه بر این، همانطور که پیش از این گفته شد، در این مقاله، یک طرح کارآمدتر برای الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز پیشنهاد شده است.

این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. در بخش ۲ مرور ادبیات شامل الگوریتم‌های بهینه‌سازی علف‌های هرز، نگاشت‌های آشوبی و معماری آشوب آبشاری و مدل موتور جریان مستقیم آهنربای دائم تشریح می‌شود. بخش ۳ مساله اصلی روش پیشنهادی این مقاله یعنی بهبود خود الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز از طریق ترکیب آن با نگاشت آشوب آبشاری و در نتیجه روش پیشنهادی را به تفصیل بیان می‌کند. همچنین در این بخش روش طراحی کنترل‌کننده مقاوم بهینه پیش‌بین تشریح می‌شود. روش پیشنهادی در تنظیم پارامترهای کنترل‌کننده مقاوم بهینه پیش‌بین به کار گرفته شده است که نتایج شبیه‌سازی و جزئیات آن در بخش ۴ بررسی شده است. در نهایت، نتیجه‌گیری اصلی در بخش ۵ توضیح داده شده است.

این بخش شامل مرور ادبیات و دانش تحقیق مورد نیاز برای ارائه ایده بنیادی این پژوهش می‌باشد. ابتدا، انواع نگاشت‌های آشوبی مرسوم به همراه معماری‌های ترکیب موازی آنها و همچنین معماری آشوب آبخاری تشریح می‌شود. پس از آن، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز سنتی تشریح می‌شود. در نهایت، اندکی در مورد مدلسازی و کنترل موتور جریان مستقیم آهنربای دائم توضیح خواهیم داد.

۱-۲- نگاشت‌های آشوبی و معماری آشوب آبخاری

نگاشت‌های آشوبی ساختار ساده‌ای دارند [26], [27]. در زیر به صورت مختصر چند نمونه از نگاشت‌های آشوبی مهم را دوباره معرفی می‌کنیم. سپس ترکیب نگاشت‌های آشوبی و معماری آبخاری معرفی خواهد شد.

نگاشت لجستیک یک چند جمله‌ای درجه دوم بسیار ساده است که در صورتی رفتارهای آشوب را نشان می‌دهد که تک پارامتر آن معیار خاصی را برآورده کند [28]. نگاشت لجستیک در سال ۱۹۷۶ به صورت (۱) معرفی شد، که در آن، $x(k) \in [0, 1]$ متغیر حالت، k شمارنده زمان، و r پارامتر طراحی است (اگر $r = 4$ ، نگاشت لجستیک رفتار آشوبی نشان می‌دهد).

$$x(k+1) = rx(k)(1-x(k)) \quad (1)$$

نگاشت سینوسی، نگاشت آشوبی دیگری است که در بازه $(0, 1)$ خروجی دارد و تنها یک پارامتر حقیقی، a ، دارد [27]:

$$x(k+1) = ax^2(k) \sin(\pi x(k)) \quad (2)$$

نگاشت دایره‌ای در بازه $(0, 1)$ نگاشت آشوبی دیگری است با $a = 0.5, b = 0.2$ [26], [27].

$$x(k+1) = \text{mod} \left(x(k) + b - \left(\frac{a}{2\pi} \right) \sin(2\pi x(k)), 1 \right) \quad (3)$$

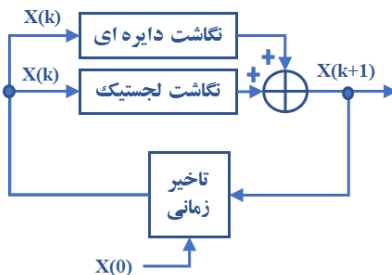
نگاشت سینوسی در بازه $[0, 1]$ با تنها پارامتر تنظیم $\mu > 0$ است [29]:

$$x(k+1) = \mu \sin(\pi x(k)) \quad (4)$$

محدوده نگاشت چبیشف در $[-1, +1]$ با $v > 0$ به عنوان یک پارامتر حقیقی است که در [30] معرفی شده است.

$$x(k+1) = \cos(v \arccos(x(k))) \quad (5)$$

ترکیب نگاشت آشوبی اصلی در طرح‌های مختلف برای بهبود پیچیدگی و جلوگیری از ساده بودن پیش‌بینی نگاشت مرسوم است [31], [32]. به عنوان مثال، جمع توابع آشوبی در شکل ۱ نشان داده شده است.

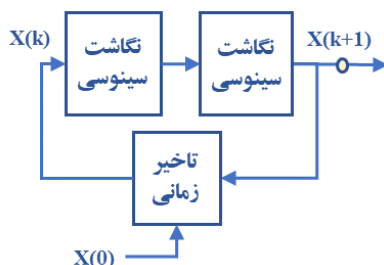


شکل ۱- جمع نگاشت‌های آشوبی دایره‌ای و لجستیک (توازی آشوبی) [31], [32]

نتیجه این ترکیب جمع موازی به صورت زیر است ($r = 4$ و $a = 0.5$).

$$x(k+1) = rx(k)(1-x(k)) + x(k) - \left(\frac{a}{2\pi}\right) \sin(2\pi x(k)) \quad (6)$$

در طرحی دیگر، توابع آشوبی را می‌توان در ساختار آبشاری مشابه شکل ۲ برای نگاشت آشوب آبشاری سینوسی ترکیب کرد.



شکل ۲- ساختار آبشاری ترکیب توابع آشوبی (نگاشت سینوسی) [19], [20]

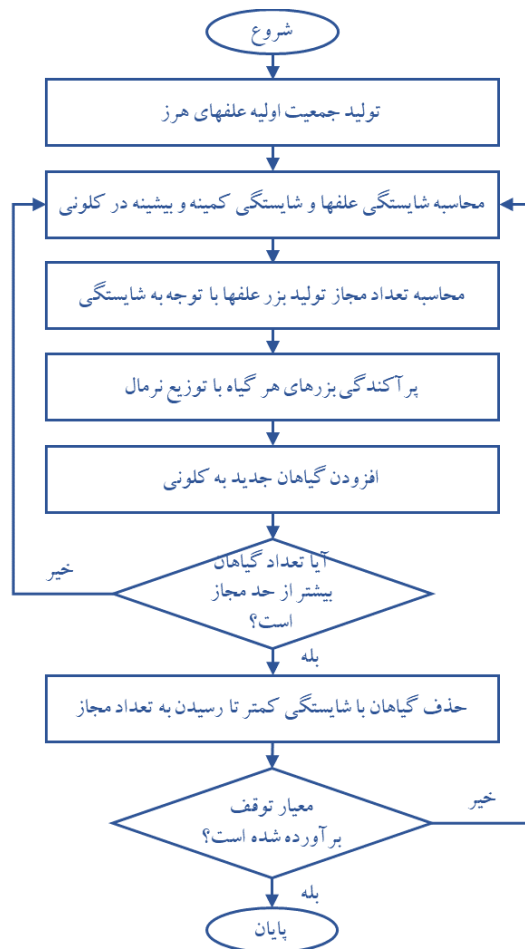
اگر پارامترهای تنظیم نگاشت سینوسی پایه به صورت r_1 و r_2 نامیده شوند، نگاشت آشوب آبشاری حاصل (برای نگاشت سینوسی) در [19], [20] مانند (۷) ارائه می‌شود.

$$x(k+1) = r_1 \sin\left(r_2 \pi \sin(\pi x(k))\right) \quad (7)$$

همانطور که قبلاً ذکر شد حساسیت بیشتر به تغییرات جزئی در شرایط اولیه، پیچیده تر بودن، غیرقابل پیش‌بینی بودن در درازمدت، داشتن نمای لیاپانوف بهتر و داشتن پارامترهای بیشتر (درجه آزادی بالاتر) دلایل متعدد استفاده از معماری آشوب آبشاری به جای نگاشت‌های آشوب اولیه است [19].

۲-۲ الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبود یافته مبتنی بر آشوب آبشاری

الگوریتم اصلی بهینه‌سازی علف‌های هرز که یک مکانیسم بهینه‌سازی فراابتکاری است، در یک فرآیند با مراحل پایه در [6] توضیح داده شده است. همانطور که در شکل ۳ دیده می‌شود، مراحل اصلی الگوریتم شامل (۱) مقداردهی اولیه جمعیت، (۲) تولید مثل، (۳) گسترش طیفی، (۴) محرومیت رقابتی، (۵) معیار توقف و گزارش نتیجه است. این مراحل در ادامه معرفی می‌شوند.



شکل ۳- نمودار جریان الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز مهاجم سستی

(۱) دانه‌های اولیه به طور تصادفی در فضای جستجو توزیع می‌شوند.

(۲) در طبیعت، به صورت واقعی، دانه‌ها رشد می‌کنند، تبدیل به علف هرز می‌شوند، شکوفه، گل و دانه‌های جدید تولید می‌کنند. این فرآیند به صورت مجازی در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز شبیه‌سازی شده است. تعداد جمعیت (تعداد دانه) محدود است، یعنی علف هرز i^{th} می‌تواند بسته به شایستگی خودش، تعداد محدودی بذر جدید تولید کند [33]. با در نظر گرفتن $n(weed_i)$ به عنوان تعداد بذر جدید برای علف هرز i^{th} ، S_{min} و S_{max} به عنوان مقادیر از پیش تعیین شده حداکثر و حداقل تعداد بذر جدید و f_{min} ، f_{max} و f_i به ترتیب به عنوان حداکثر، حداقل، و مقدار شایستگی علف هرز، $n(weed_i)$ را می‌توان از طریق رابطه زیر بدست آورد:

$$n(weed_i) = S_{min} + (S_{max} - S_{min}) \left(\frac{f_i - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} \right) \quad (۸)$$

(۳) موقعیت بذره‌های تازه تولید شده در فضای جستجو بر اساس توزیع تصادفی نرمال میانگین صفر تعیین می‌شود. انحراف استاندارد یک توزیع نرمال به صورت تکراری تنظیم می‌شود. فرض کنید σ_{iter} انحراف معیار در تکرار فعلی باشد، σ_0 و σ_{final} به ترتیب مقادیر اولیه و نهایی برای آن هستند، $Iter_{max}$ حداکثر تکرار، $Iter$ تکرار فعلی، و n شاخص مدولاسیون غیرخطی است [5].

[6].

(۴) جمعیت علف‌های هرز در طول فرآیند زیاد می‌شود. بنابراین، در مسائل به حداکثر رساندن، علف‌های هرز با شایستگی کمتر حذف می‌شوند تا تعداد جمعیت با حداکثر اندازه از پیش تعیین شده مطابقت داشته باشد (این عمل در مورد علف‌های هرز با هزینه بالاتر در مسائل کمینه سازی اعمال خواهد شد)

$$\sigma_{iter} = \sigma_{final} + (\sigma_0 - \sigma_{final}) \left(\frac{Iter_{max} - Iter}{Iter_{max}} \right)^n \quad (9)$$

(۵) اگر معیار حداکثر تکرار (یا سایر معیارهای توقف) برآورده شود، کارآمدترین علف هرز باید به عنوان راه حل مسئله بهینه‌سازی بیان شود. الگوریتم در غیر این صورت تکرار می‌شود.

۲-۳- کنترل موتور جریان مستقیم آهنربای دائم

مدل دینامیک یک موتور جریان مستقیم آهنربای ثابت به صورت زیر قابل بیان است [34]:

$$\begin{cases} \dot{i} = -\frac{R}{L}i - \frac{K_V}{L}\omega + \frac{1}{L}V \\ \dot{\omega} = \frac{K_m}{J}i - \frac{B_m}{J}\omega - \frac{1}{J}T_L \end{cases} \quad (10)$$

که در آن، ω سرعت دورانی روتور به عنوان متغیر حالت و خروجی سیستم، R مقاومت الکتریکی آرمیچر، L ضریب القای مغناطیسی سیم پیچ، K_V ضریب قانون لنز، K_m ضریب گشتاور، B_m ضریب دمپینگ مکانیکی، J اینرسی، V ولتاژ ترمینال موتور به عنوان ورودی کنترل، i جریان الکتریکی آرمیچر به عنوان متغیر حالت و T_L گشتاور بار به عنوان اغتشاش خارجی می‌باشند. مقاومت الکتریکی آرمیچر و پارامترهای مکانیکی موتور به دلیل حرارت ایجاد شده در زمان کار سیستم دچار تغییر می‌شوند. با تعریف متغیرهای حالت و ورودی، و ماتریسهای حالت، ورودی و اغتشاش به صورت زیر:

$$X = \begin{bmatrix} i \\ \omega \end{bmatrix}, u = V, A_a = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{K_V}{L} \\ \frac{K_m}{J} & -\frac{B_m}{J} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix}, B_\tau = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \quad (11)$$

دینامیک موتور الکتریکی جریان مستقیم را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$\dot{X} = A_a X + Bu + B_\tau \tau_L \quad (12)$$

به دلیلی وجود عدم قطعیت پارامتری و اغتشاش خارجی، این سیستم را می‌توان به دو زیر سیستم معلوم و نامعلوم تقسیم کرد و با توجه به نیاز کنترلی برای هر بخش روش کنترلی خاصی را به کار بست. در بخش بعد، یک راهکار کاربردی برای کنترل مقاوم بهینه این سیستم ارائه خواهیم داد.

۳- راهکار پیشنهادی

در این بخش، راهکار پیشنهادی شامل الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری، روش کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی و پیاده‌سازی آن روی کنترل موتور جریان مستقیم، به تفصیل بیان شده است.

۳-۱- الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری پیشنهادی

الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز یک الگوریتم سریع با قابلیت استخراج خوب است [5]. با این حال، عدم تنوع در جمعیت و جستجوی ضعیف در فضای جستجو دو اشکال این الگوریتم هستند [8]-[6]. برخی از مقالات گسترش‌های مختلف الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز را با نگاهت‌های آشوبی معرفی کردند [14], [6]. با مقایسه‌ای که بین نگاهت‌های آشوبی و آشوب آبشاری در بخش‌های قبل صورت گرفت، ایده اصلی این مقاله این است که الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز را با کمک نظریه آشوب آبشاری ارتقا بدهیم. این ایده می‌تواند فضای جستجو را گسترده‌تر کند تا بهینه‌سازی در حداقل‌های محلی گرفتار نشود و در نتیجه دقت بهتری حاصل شود. استفاده از آشوب آبشاری برای ایجاد حرکات تصادفی بیشتر بدون الگوی واضح می‌تواند به فرآیند جستجو برای فرار از به تله افتادن در اکسترم‌های محلی کمک کند. بنابراین، با استفاده از نگاهت آشوب آبشاری در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز، دو پیشرفت در این مقاله پیشنهاد شده است، (۱) نگاهت آشوب آبشاری به جای تولید عدد تصادفی معمولی در فرآیند تولید بذر و (۲) نگاهت آشوب آبشاری در بروزرسانی انحراف استاندارد، که در این بخش آنها را تشریح می‌کنیم.

پیش از این، استفاده از توزیع آشوبی به جای توزیع تصادفی برای بازتولید جمعیت در [6] معرفی شد. با این حال، سیستم‌های آشوبی اصلی در زمان کوتاه قابل پیش‌بینی هستند. استفاده از نگاهت آشوب آبشاری به جای توزیع تصادفی معمولی با میانگین صفر، تنوع جمعیت و قدرت پوشش کل فضای جستجو از طریق دانه‌ها را بهبود می‌بخشد. نگاهت آشوب آبشاری نت-لجستیک یک چندجمله‌ای دینامیکی غیرخطی گسسته ساده با درجه ۲ است و همانطور که در (۱۰) مشاهده می‌شود، از توابع مثلثاتی یا سایر غیرخطی‌ها استفاده نمی‌کند، بلکه تنها از چند جمله‌ای تشکیل شده است [20]. بنابراین، این نگاهت را می‌توان در عمل با پردازنده‌های صنعتی ساده پیاده‌سازی کرد. بر اساس گزارش‌های نتایج آزمایش مؤسسه ملی استاندارد و فناوری (NIST)، نگاهت آشوب آبشاری نت-لجستیک، همانطور که در نمودارهای انشعاب، تکرار تابع، و نمای لیپانوف دیده می‌شود، رفتار آشوبی عالی دارد [19]. در این مقاله، نگاهت آشوب آبشاری نت-لجستیک به دلیل سهولت پیاده‌سازی، انعطاف‌پذیری و قدرت تولید اعداد تصادفی بی‌نظم، که توزیع و تنوع جمعیتی بهتری را فراهم می‌کند، استفاده می‌شود [19].

$$x_{n+1} = \begin{cases} aux_n(1 - ux_n), & \forall x_n < 0.5 \\ au(1 - x_n)(1 - u(1 - x_n)) & o.w. \end{cases} \quad (13)$$

که در آن، $x_0 \in (0,1)$ مقدار اولیه تصادفی و x_n مقدار در تکرار n^{th} است. پارامتر $a \in (0,4]$ که از نگاشت لجستیک به دست می‌آید، برای ارائه رفتار آشوب برابر با ۴ انتخاب می‌شود. پارامتر دیگر $u \in [0,2]$ ، از نگاشت تنت می‌آید و در این مقاله برابر ۲ انتخاب می‌شود.

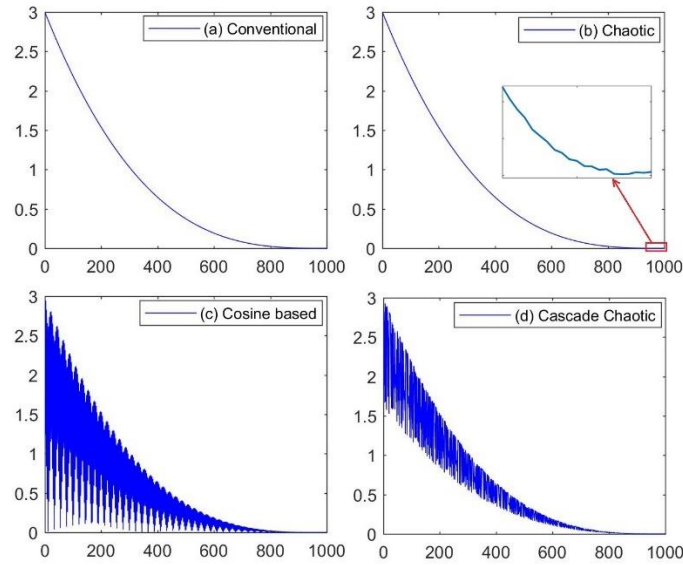
به عنوان نوآوری دیگر پیشنهاد شده است که انحراف استاندارد توسط نگاشت آشوب آبخاری تنت-لجستیک بروز شود. توجه شود که قرار است یک عدد تصادفی حول علف مولد تولید شود، لذا در الگوریتم سنتی و دیگر ویرایش‌های آن انحراف استاندارد به نوعی بروزرسانی شده است. این پارامتر در نقطه شروع بزرگ است (برابر یک مقدار از قبل داده شده) و باید به تدریج به یک مقدار کوچک در تکرارهای پایانی کاهش یابد. از آنجایی که الگوریتم‌های سنتی از تابع توزیع نرمال میانگین صفر استفاده می‌کنند، بذر به احتمال زیاد به والد خود بسیار شبیه است، که این مشکل با پیشنهاد این مقاله مرتفع می‌شود. علاوه بر این، الگوریتم پیشنهادی انحراف استاندارد نوسان بیشتری تولید می‌کند که بر میزان تغییرات در موقعیت علف‌های هرز تأثیر می‌گذارد. میثاقی و یعقوبی با استفاده از یک نگاشت لجستیکی آشوبی، فرمول جدیدی را برای کاهش انحراف معیار در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز معرفی کردند [6].

$$\sigma_{iter} = Z(iter) * \sigma_{final} + (\sigma_0 - \sigma_{final}) \left(\frac{Iter_{max} - Iter}{Iter_{max}} \right)^n \quad (14)$$

که در آن، $Z(iter)$ مقدار نگاشت لجستیک در تکرار $iter^{th}$ است. با این حال، آشوب فقط به مقدار نهایی اعمال شده است. برای کاوش بهتر، به کار بردن عبارت آشوبی در مقدار اولیه باعث نمایش بهتر اثر و نقش آشوب می‌شود. بنابراین، برای عملکرد بهتر، استفاده از نگاشت آشوب آبخاری لجستیک-تنت ($Z(iter)$) در بروزرسانی انحراف استاندارد در اینجا پیشنهاد و فرموله شده است.

$$\sigma_{iter} = Z(iter) * \sigma_{final} + |\cos(Z(iter))| (\sigma_0 - \sigma_{final}) \left(\frac{Iter_{max} - Iter}{Iter_{max}} \right)^n \quad (15)$$

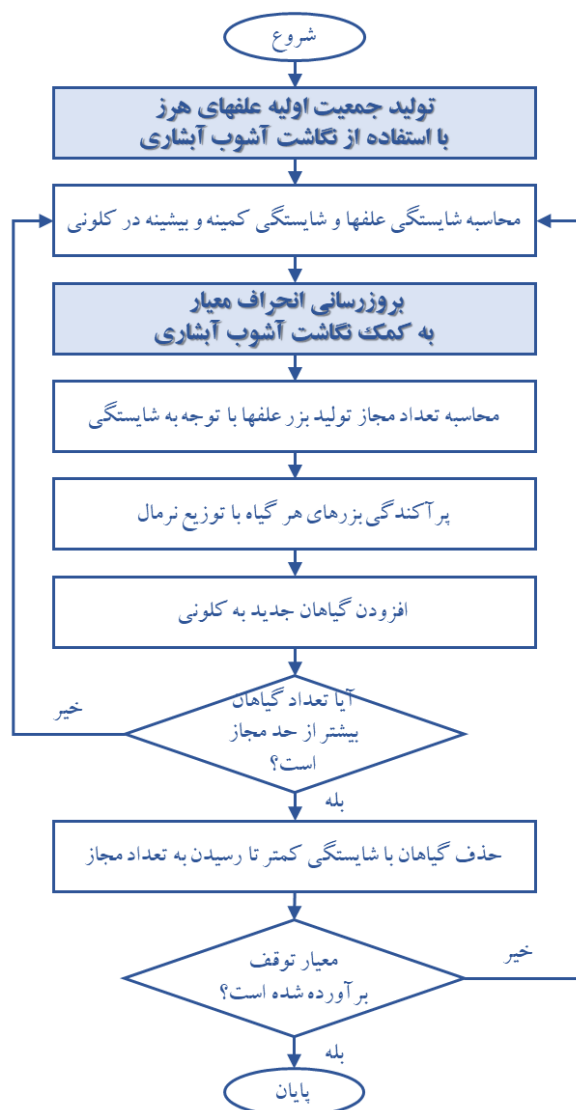
انتخاب یک مقدار بزرگ برای پارامتر کنترل آشوب $Z(iter)$ برای تمرکز بیشتر بر جستجو در مراحل اولیه ضروری است. سپس به تدریج با مشخص شدن راه‌حل بهینه، برای استخراج بهتر این پارامتر باید کاهش یابد. در نتیجه، تنظیم این پارامتر یک مصالحه متعادل بین جستجو و استخراج را فراهم می‌کند. شکل ۴ چگونگی اثر تابع پیشنهادی برای بروزرسانی انحراف استاندارد را در مقایسه با روش‌های دیگر نمایش می‌دهد.



شکل ۴- نحوه اثر تابع بروزرسانی انحراف استاندارد پیشنهادی

همانطور که در شکل دیده می‌شود، در قسمت بالا-چپ روش بروزرسانی سنتی نمایش داده شده است که تنها در طول زمان به صورت شبه‌نمایی انحراف استاندارد را کاهش می‌دهد [5]. قسمت بالا-راست رابطه ارائه شده در مرجع [6] را نمایش می‌دهد، که در آن تنها در تکرارهای آخر اثر آشوب به شکل جزئی دیده می‌شود. برای بهتر دیده شدن، تکرارهای آخر بزرگنمایی شده است. همچنین در قسمت پایین-چپ روش ارائه شده در مرجع [14] را نمایش داده‌ایم که به دلیل صفر شدن انحراف استاندارد در تکرارهای اولیه باعث کاهش بهره‌وری نمونه‌ها می‌شود. در نهایت، بخش پایین-راست روش پیشنهادی را نمایش می‌دهد که علاوه بر ایجاد نوسان در کل تکرارها، بازه تغییرات انحراف استاندارد را هم به صورت کنترل شده هدایت می‌کند.

شکل ۵ نمودار جریان الگوریتم پیشنهادی بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری را نشان می‌دهد. برای تصویر بهتر، بلوک‌های توسعه‌یافته تحت تأثیر مکانیزم‌های پیشنهادی این مقاله با فونت پررنگ و پس‌زمینه‌های رنگی ترسیم می‌شوند.



شکل ۵- نمودار جریان الگوریتم پیشنهادی بهینه سازی علف های هرز بهبود یافته مبتنی بر آشوب آبشاری

نگاشت آشوب آبشاری تنوع جمعیت کلونی علف های هرز را افزایش می دهد به طوری که دانه ها می توانند فضای جستجو را بسیار بهتر کشف کنند. بنابراین، نقاط ارزیابی، که از طریق تابع هزینه از مسئله بهینه سازی نمونه برداری می کنند، در منطقه شدنی بهتر توزیع خواهند شد. در نتیجه، می توان گفت که راه حل بهینه سراسری گزارش شده نهایی قابل اعتمادتر خواهد بود. همانطور که در قسمت مقدمه ذکر شد، کاربردهای عملی الگوریتم بهینه سازی علف های هرز حوزه وسیعی را شامل می شود. بنابراین، از آنجایی که قابلیت اطمینان و سرعت الگوریتم بهینه سازی علف های هرز بهبود یافته مبتنی بر آشوب آبشاری پیشنهادی از روش های مشابه اخیر پیشی گرفته است، این روش می تواند در کاربردهای عملی جذاب تر باشد. یک نوع اصلی از کاربردها که در اینجا مورد مطالعه قرار می گیرد، تنظیم پارامترهای کنترل کننده می باشد که در بخش های بعد با جزئیات تشریح می شود.

۲-۳- طراحی کنترل کننده مقاوم بهینه پیش بین مبتنی بر روش بهینه سازی پیشنهادی

در این بخش، یک کنترل کننده مقاوم بهینه پیش‌بین برای یک رده خاص از سیستم‌های خطی ارائه شده است. یک سیستم خطی نامتغیر با زمان دارای عدم قطعیت نامعلوم وابسته به متغیر حالت و اغتشاش خارجی را به صورت زیر در نظر می‌گیریم [24].

$$\dot{X}(t) = A_a X(t) + Bu(t) + \mathcal{W}_L(t) \quad (16)$$

که در آن $X(t) \in R^{n_x}$ و $u(t) \in R^{n_u}$ حالت و ورودی در لحظه t هستند. $\mathcal{W}_L(t) \in R^{n_x}$ اغتشاش خارجی محدود است، که زیرمجموعه یک مجموعه محدب فشرده شامل مبدا فرض شده است. تقریب خط مشی کنترل یک رویکرد رایج برای حل مسائل با عدم قطعیت‌های محدود است که شامل جدا کردن دینامیک سیستم به حالت اسمی $X_n(t)$ و حالت خطا $\tilde{X}(t)$ است، به طوری که $X(t) = X_n(t) + \tilde{X}(t)$ با توجه به این موارد، یک قانون کنترل بازخورد حالت وابسته برای ورودی کنترل به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$u(t) = \mathcal{V}(t) + K\tilde{X}(t) \quad (17)$$

همچنین، در مدل فوق فرض کرده‌ایم که ماتریس حالت دچار عدم قطعیت پارامتری است و می‌توان آنرا به صورت $A_a = A + \tilde{A}$ تفکیک کرد که در آن ماتریس حالت دارای عدم قطعیت، A بخش معلوم ماتریس حالت و \tilde{A} بخش نامعلوم ماتریس حالت می‌باشند. با در نظر گرفتن موارد فوق، مدل دینامیکی سیستم (۱۳) را به صورت زیر بازنویسی می‌کنیم.

$$\begin{cases} \dot{X}_n = AX_n + B\mathcal{V} \\ \dot{\tilde{X}} = (A + BK)\tilde{X} + (\tilde{A}X + \mathcal{W}_L) \end{cases} \quad (18)$$

بخش معلوم سیستم دارای متغیر حالت معلوم و پارامترهای معلوم است، لذا طراحی سیستم کنترل خطی برای آن به سادگی به کمک هرکدام از روش‌های طراحی کنترل خطی یا غیرخطی ممکن است. اما در بخش دوم که متغیر حالت دچار عدم قطعیت و پارامترها نامعلوم هستند و همچنین دارای مقدار عدم قطعیت شامل اغتشاش خارجی و عدم قطعیت مدل می‌باشد، طراحی کنترل کننده را به صورت زیر پیشنهاد می‌دهیم. ابتدا سیستم را با فرکانس نمونه برداری بالا به صورت گسسته زمانی بازنویسی می‌کنیم.

$$\tilde{X}(k+1) = A_k \tilde{X}(k) + T_s \mathcal{W}_k \quad (19)$$

که در آن، $A_k \triangleq I_n + T_s(A + BK)$ و $\mathcal{W}_k \triangleq \tilde{A}X + \mathcal{W}_L$. همچنین ماتریس همانی هم بُعد با ماتریس حالت و T_s زمان نمونه برداری می‌باشد. از آنجا که عدم قطعیت دارای دینامیک کندی نسبت به فرکانس نمونه برداری می‌باشد، یعنی ماتریس \tilde{A} مقداری کوچک و تغییراتی کند دارد و اغتشاش خارجی \mathcal{W}_L دارای تغییرات نرم و آهسته است، لذا می‌توانیم میزان عدم قطعیت را بین دو گام نمونه برداری متوالی با تقریب خوبی ثابت فرض کنیم. با این فرض، می‌توان به صورت زیر عدم قطعیت را تخمین زد. ابتدا گام پیشین سیستم را در نظر می‌گیریم.

$$\tilde{X}(k) = A_k \tilde{X}(k-1) + T_s \mathcal{W}_{k-1} \quad (20)$$

سپس با مساوی در نظر گرفتن \mathcal{W}_k با \mathcal{W}_{k-1} و تفریق (۲۰) از (۱۹) خواهیم داشت:

$$\tilde{X}(k+1) - \tilde{X}(k) = A_k (\tilde{X}(k) - \tilde{X}(k-1)) \quad (21)$$

براین اساس، برای طراحی کنترل‌کننده پیش‌بین مبتنی بر داده، به صورت زیر گسترش متغیر حالت در پنجره زمانی پیش‌بین متحرک پیش رو را محاسبه می‌کنیم.

$$\begin{cases} \tilde{X}_{k+1} = (A_k + I)\tilde{X}_k - A_k\tilde{X}_{k-1} \\ \tilde{X}_{k+2} = (A_k + I)\tilde{X}_{k+1} - A_k\tilde{X}_k = (A_k^2 + A_k + I)\tilde{X}_k - (A_k^2 + A_k)\tilde{X}_{k-1} \\ \tilde{X}_{k+3} = (A_k + I)\tilde{X}_{k+2} - A_k\tilde{X}_{k+1} = (A_k^3 + A_k^2 + A_k + I)\tilde{X}_k - (A_k^3 + A_k^2 + A_k)\tilde{X}_{k-1} \\ \vdots \\ \tilde{X}_{k+N} = \left(\sum_{i=0}^N A_k^i\right)\tilde{X}_k - \left(\sum_{i=0}^N A_k^i\right)\tilde{X}_{k-1} \end{cases} \quad (22)$$

با توجه به (22)، دستگاه معادلات زیر را برای پنجره زمانی متحرک پیش‌بین پیش‌رو تعریف می‌کنیم:

$$\begin{bmatrix} \tilde{X}_{k+1} \\ \tilde{X}_{k+2} \\ \vdots \\ \tilde{X}_{k+N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_k + I \\ A_k^2 + A_k + I \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^N A_k^i \end{bmatrix} \tilde{X}_k - \begin{bmatrix} A_k \\ A_k^2 + A_k \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^N A_k^i \end{bmatrix} \tilde{X}_{k-1} \quad (23)$$

براساس (23) تعریف می‌کنیم:

$$E_k \triangleq \begin{bmatrix} \tilde{X}_{k+1} \\ \tilde{X}_{k+2} \\ \vdots \\ \tilde{X}_{k+N} \end{bmatrix}, \theta_1(K) \triangleq \begin{bmatrix} A_k + I \\ A_k^2 + A_k + I \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^N A_k^i \end{bmatrix}, \theta_2(K) \triangleq \begin{bmatrix} A_k \\ A_k^2 + A_k \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^N A_k^i \end{bmatrix} \quad (24)$$

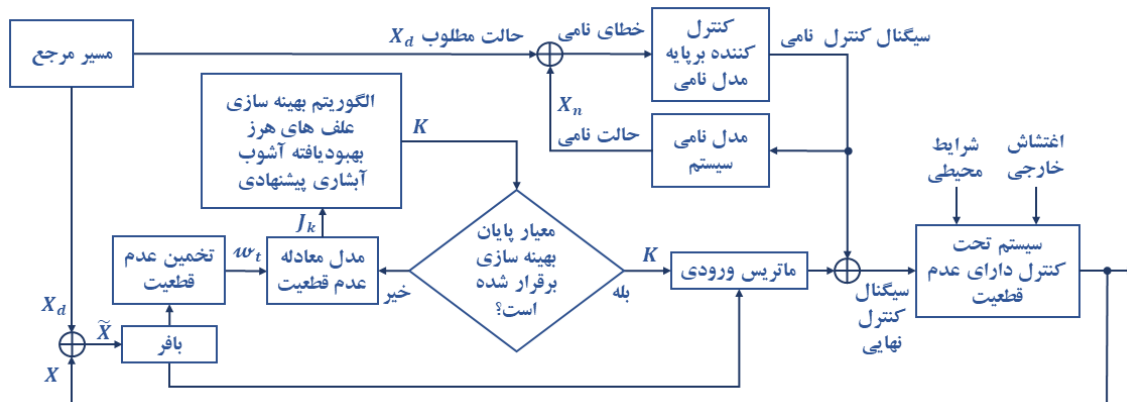
لذا، خواهیم داشت:

$$E_k = \theta_1(K)\tilde{X}_k - \theta_2(K)\tilde{X}_{k-1} \quad (25)$$

برای طراحی کنترل پیش‌بین بهینه، مساله بهینه‌سازی زیر را بر روی ماتریس ضرایب کنترل‌کننده تعریف می‌کنیم:

$$\begin{cases} \min_K J_k(K) = \frac{1}{2} E_k^T E_k \\ s. t. \quad E_k = \theta_1(K)\tilde{X}_k - \theta_2(K)\tilde{X}_{k-1} \\ \tilde{X}_{k+1} = (A_k + I)\tilde{X}_k - A_k\tilde{X}_{k-1} \\ A_k = I_n + T_s(A + BK) \end{cases} \quad (26)$$

اکنون، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری را برای پیدا کردن ماتریس ضرایب کنترل‌کننده با هدف کمینه کردن تابعی هزینه و حل مساله بهینه‌سازی بالا به کار می‌بریم. کل طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی در شکل ۶ نمایش داده شده است. در بخش بعد طرح کنترل پیشنهادی را بر روی موتور جریان مستقیم آهنربای دائم تحت بار به اعمال می‌کنیم.



شکل ۶- بلوک دیاگرام طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی به کمک الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آشوبی

در ادامه، چارچوب کنترل پیشنهادی را برای کنترل سرعت موتور جریان مستقیم آهنربای دائم، همانطور که در بخش مرور ادبیات بیان شد، به کار می‌بندیم. ابتدا برای بخش معلوم سیستم، به روش مدل‌گزشی پس‌گام یک کنترل‌کننده بر پایه مدل طراحی می‌کنیم. هدف از کنترل موتور الکتریکی، این است که سرعت موتور یک مسیر سرعت مطلوب را ردگیری کند، یعنی خطای ردگیری سرعت $(e_\omega = \omega_d - \omega)$ به صفر همگرا شود. بدین منظور یک سطح رویه لغزشی را برای سرعت موتور به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$S_\omega = e_\omega + \lambda_\omega \int_0^t e_\omega dt \quad (27)$$

که در آن، λ_ω یک مقدار مثبت کوچک قابل تنظیم است. تابع شبه لپانوف را به صورت $V_\omega = \frac{1}{2} S_\omega^2 \geq 0$ در نظر می‌گیریم. در نتیجه، $\dot{V}_\omega = S_\omega \dot{S}_\omega$ و میدانیم که $\dot{S}_\omega = \dot{e}_\omega + \lambda_\omega e_\omega = \dot{\omega}_d + \lambda_\omega e_\omega + \frac{B_m}{J} \omega - \frac{K_m}{J} I$ ، که برای منفی بودن تابع مشتق لپانوف، این مقدار را برابر یک تابع منفی صفر شونده با صفر شدن رویه لغزش $(-\gamma_\omega |S_\omega|)$ قرار می‌دهیم، که در آن، γ_ω یک مقدار مثبت کوچک قابل تنظیم است. در نتیجه داریم:

$$S_\omega \dot{S}_\omega = S_\omega \left(\dot{\omega}_d + \lambda_\omega e_\omega + \left(\frac{B_m}{J} - \lambda_\omega \right) \left(\frac{K_m}{J} I - \frac{B_m}{J} \omega \right) + \gamma_\omega \right) = -\gamma_\omega |S_\omega| \leq 0 \quad (28)$$

پس مقدار مطلوب برای جریان مرجع از این معادله قابل استخراج است:

$$I_r = \frac{J}{K_m} \left(\dot{\omega}_d + \lambda_\omega e_\omega + \frac{B_m}{J} \omega + \gamma_\omega \text{sign}(S_\omega) \right) \quad (29)$$

که در آن، $\text{sign}(0)$ تابع علامت است، و به دلایل فراوان از جمله عدم مشتق پذیری، ایجاد ضربه در سیگنال کنترل، ایجاد وزوز در سیگنال خطا و چندین دلیل دیگر این تابع با یک تابع نرم کاملاً معادل مانند تانژانت هیپربولیک $(\text{sign}(S_\omega) \equiv \tanh(\beta_\omega S_\omega))$ تعویض می‌شود. که در آن، β_ω یک عدد مثبت بزرگ است. لذا داریم:

$$I_r = \frac{J}{K_m} \left(\dot{\omega}_d + \lambda_\omega e_\omega + \frac{B_m}{J} \omega + \gamma_\omega \tanh(\beta_\omega S_\omega) \right) \quad (30)$$

سپس، لازم است که جریان آرمیچر این مقدار جریان مرجع را دنبال کند، لذا خطای جریان را به صورت $e_I = I_r - I$ و سطح رویه لغزش را برای جریان آرمیچر به صورت $S_I = e_I + \lambda_I \int_0^t e_I dt$ تعریف می‌کنیم. همانند قبل تابعی شبه لیپانوف را به صورت $V_I = \frac{1}{2} S_I^2 \geq 0$ تعریف می‌کنیم. داریم $\dot{V}_I = S_I \dot{S}_I$ و میدانیم $\dot{V}_I = S_I \dot{S}_I = \dot{e}_I + \lambda_I e_I = \dot{I}_r + \lambda_I e_I + \frac{R}{L} I + \frac{K_V}{L} \omega - \frac{1}{L} V$ پس همانند قبل، خواهیم داشت:

$$S_I \dot{S}_I = S_I \left(\dot{I}_r + \lambda_I e_I + \frac{R}{L} I + \frac{K_V}{L} \omega - \frac{1}{L} V \right) = -\gamma_I |S_I| \quad (31)$$

که در آن، γ_I یک مقدار مثبت کوچک است. که از این معادله، می‌توانیم ولتاژ مطلوب ورودی موتور را بر اساس معادلات سیستم نامی تعیین کنیم.

$$V^* = L \left(\dot{I}_r + \lambda_I e_I + \frac{R}{L} I + \frac{K_V}{L} \omega - \frac{1}{L} V + \gamma_I \tanh(\beta_I S_I) \right) \quad (32)$$

لازم به ذکر است که در این معادله هم همانطور که پیش از این نیز بیان شد تابع علامت با تابع تانژانت هیپربولیک تعویض شده است، که در آن β_I یک مقدار مثبت بزرگ است. همچنین، به دلیل تعویض تابع علامت با تابع تانژانت هیپربولیک در معادله جریان مرجع، مقدار مشتق جریان مرجع را به صورت زیر می‌توانیم به دست آوریم.

$$\begin{aligned} \dot{I}_r &= \frac{J}{K_m} \left(\ddot{\omega}_d + \lambda_\omega \dot{e}_\omega + \frac{B_m}{J} \dot{\omega} + \gamma_\omega (1 - \tanh^2(\beta_\omega S_\omega)) \beta_\omega \dot{S}_\omega \right) \\ \dot{I}_r &= \frac{J}{K_m} \left(\ddot{\omega}_d + \lambda_\omega \dot{\omega}_d + \left(\frac{B_m}{J} - \lambda_\omega \right) \left(\frac{K_m}{J} I - \frac{B_m}{J} \omega \right) \right. \\ &\quad \left. + \gamma_\omega \beta_\omega (1 - \tanh^2(\beta_\omega S_\omega)) \left(\dot{\omega}_d + \lambda_\omega e_\omega + \frac{B_m}{J} \omega - \frac{K_m}{J} I \right) \right) \end{aligned} \quad (33)$$

حال که ولتاژ بخش معادله نامی طراحی شد، سیگنال کنترل نهایی (ولتاژ ترمینال موتور) را طبق معادله (۱۷) می‌توانیم به صورت زیر تعریف کنیم.

$$u(t) = V^*(t) + K \bar{X}(t) \quad (34)$$

که در آن، $\bar{X}(t) = X(t) - X_\eta(t)$ میزان اثر کل عدم قطعیت روی متغیر حالت است (اختلاف حالت واقعی با حالت نامی) و K ماتریس ضرایب کنترل است که از طریق الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری و براساس داده‌های تجربی به صورت تکرار به تکرار همانطور که در بخش قبل با جزئیات بیان شد، بهینه می‌شود. جزئیات و نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی برای کنترل یک موتور الکتریکی در بخش بعد بیان می‌شود.

۴- شبیه‌سازی و ارزیابی نتایج آزمایش

روش پیشنهادی، در نرم افزار متلب ۲۰۱۷ روی یک کامپیوتر با پردازنده اینتل ۶۴ بیتی با فرکانس ۲/۶ گیگاهرتز پیاده سازی شده است. نگاشت آشوب آبشاری استفاده شده نگاشت تنت-لجستیک است که در رابطه (۱۳) تشریح شد و مقادیر پارامترهای استفاده شده نیز بلافاصله پس از رابطه (۱۳) بیان شده‌اند. پارامترهای تنظیم الگوریتم بهینه سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری پیشنهادی در جدول ۱ ذکر شده‌اند.

جدول ۱- پارامترهای تنظیم الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری پیشنهادی

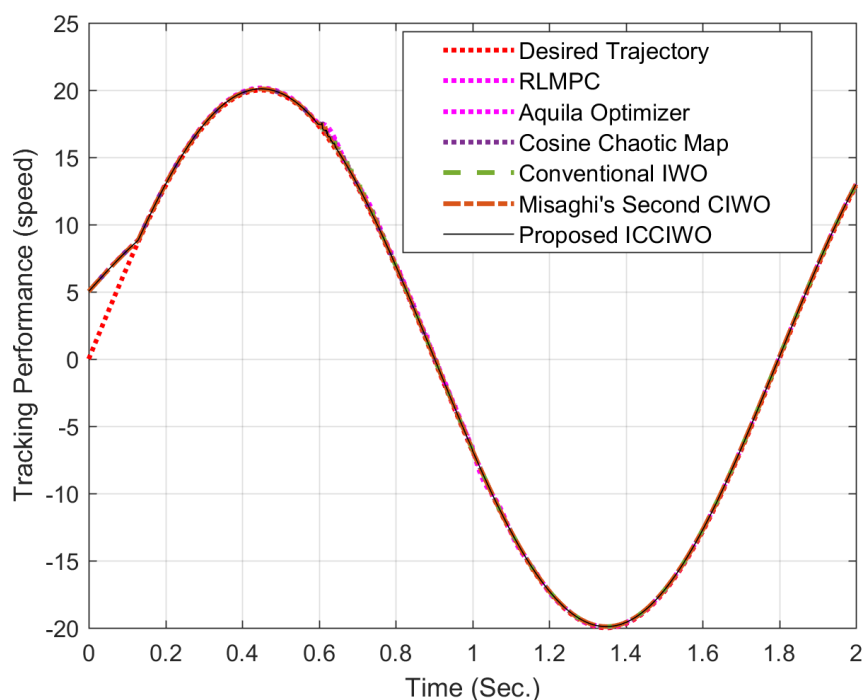
نماد	مقدار	نام
n_{var}	۲	تعداد پارامترهای ماتریس K برای بهینه‌سازی
Var_{Range}	$[-1000, +1000]$	بازه تغییر پارامترها
$N.m.sec/rad$	۱۰۰	حداکثر تکرارها
$nPOP_0$	۱۰	تعداد علف‌های اولیه
$nPOP_i$	۲۰	حداکثر تعداد علف‌های هر تکرار
$Seeds_{Range}$	$[0, 5]$	بازه تعداد بذرها تولیدی هر علف
n	۳	توان فرمول بروزسانی انحراف استاندارد
σ_0	۳	انحراف استاندارد اولیه
σ_{final}	$1e-6$	انحراف استاندارد نهایی

مشخصات موتور الکتریکی استفاده شده در این شبیه‌سازی در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- مشخصات موتور استفاده شده

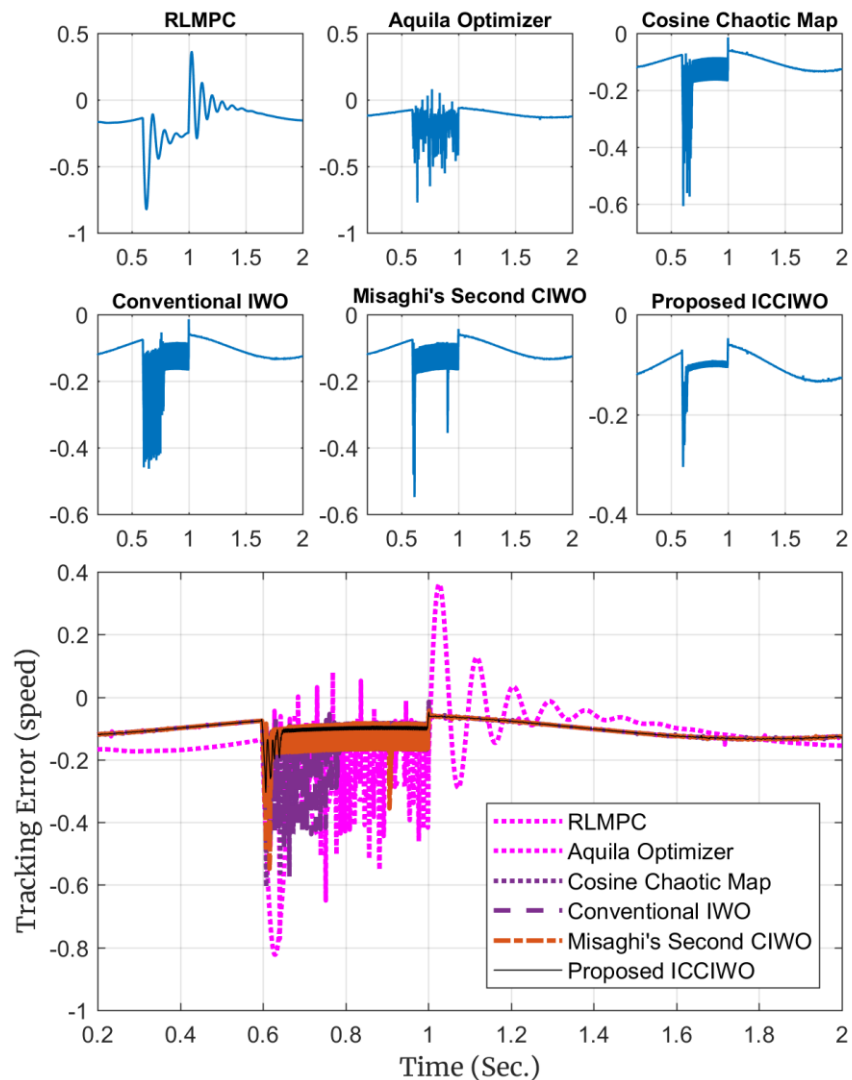
یکای	مقدار	نماد	نام
Ω	۱/۵	R	مقاومت آرمیچر
میلی H	۵۰	L	اندوکتانس آرمیچر
میکرو $N.m.sec/rad$	۳۱/۴	B_m	میرایی مکانیکی
میلی $N.m.sec^2/rad$	۳	J	اینرسی مکانیکی
$N.\frac{m}{A}$	۰/۴۷۵	K_m	ثابت گشتاور
$V.sec/rad$	۰/۴۷۵	K_v	ثابت ولتاژ

شبیه‌سازی صورت گرفته دارای مشخصات زیر است: (۱) در ابتدا فرض شده است که موتور مدتی کار کرده است. پس در شروع شبیه‌سازی موتور دارای سرعت اولیه ۵ دور در دقیقه می‌باشد. (۲) پس از گذشت مدتی تصادفی، یک مقدار بار تصادفی، برای مدتی تصادفی روی موتور قرار خواهد گرفت. از آنجا که قدرت موتور به گونه ای انتخاب شده است که می‌تواند این بار را بچرخاند، توقع داریم که موتور بتواند بدون هیچ اختلالی در کارش این تغییر بار خارجی را کنترل کند. (۳) چون موتور در حال کار است، به دلیل حرارت پارامترهای موتور تغییراتی داشته‌اند. این تغییرات باعث ایجاد عدم قطعیت پارامتری در مدل موتور شده است. این عدم قطعیت توسط یک فرض پسگام براساس نظریه فرکانس نمونه‌برداری، تخمین زده شده است. شکل ۷، کارایی کنترل کننده پیشنهادی را در کنترل موتور جریان مستقیم به نمایش گذارده است. برای مقایسه، یک روش کنترل پیش‌بین مقاوم مبتنی بر تخمین عدم قطعیت (RLMPC) از مرجع [23] به عنوان یک روش کنترلی مشابه، به همراه پیاده‌سازی چند الگوریتم بهینه‌سازی دیگر روی روش کنترلی پیشنهادی، شامل الگوریتم بهینه‌سازی آکوئیل (AO) [35]، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز با نگاشت آشوبی کوسینوسی [14]، الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز سستی (IWO) [5] و الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز آشوبی ارائه شده توسط میثاقی (CIWO) [6]، در کنار روش پیشنهادی (ICCIWO) شبیه‌سازی شده است.



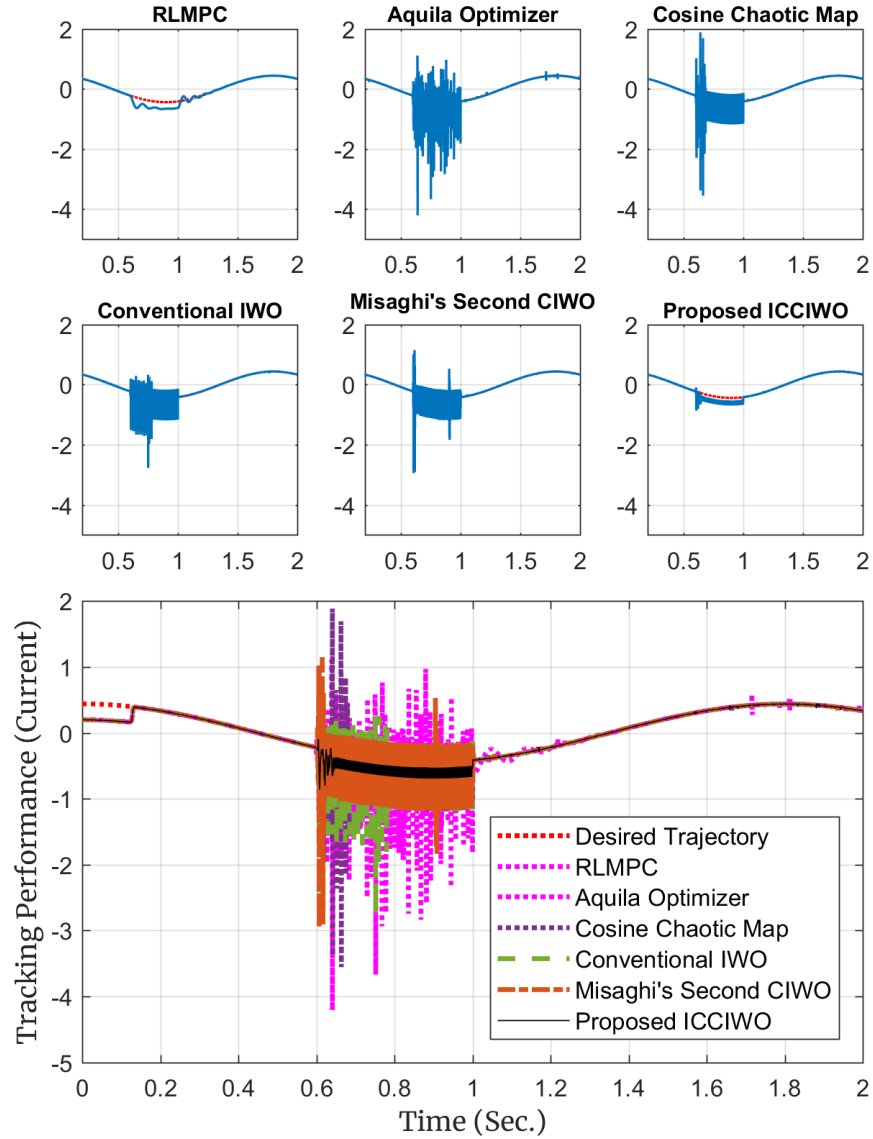
شکل ۷- مقایسه کارایی ردگیری طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی

همانطور که در شکل ۷ دیده می‌شود، روش کنترلی توانسته است به خوبی اثر خطای اولیه، عدم قطعیت پارامتری و اغتشاش خارجی را خنثی کند. برای مقایسه کارایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی، خطای ردگیری در شکل ۸ نمایش داده شده است. از آنجا که خطای اولیه به نسبت بسیار بزرگ است، تصویر خطا بزرگنمایی شده است.



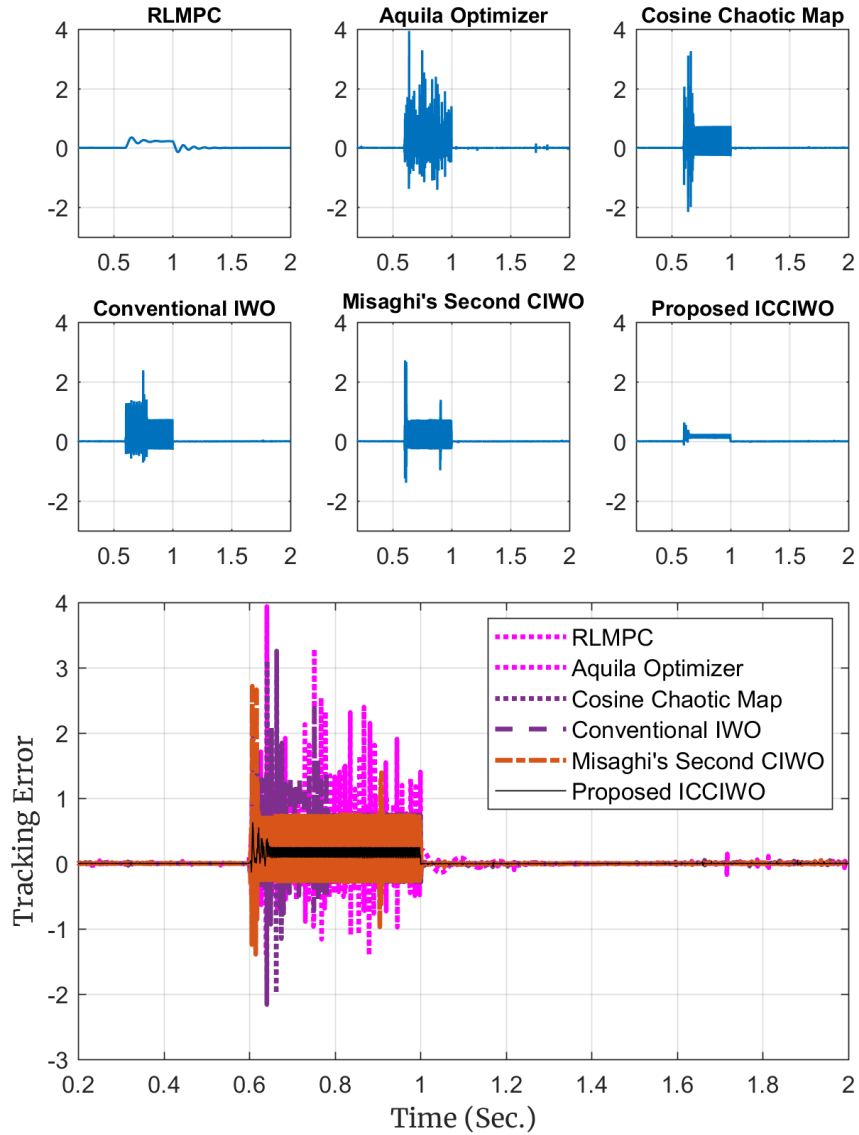
شکل ۸- مقایسه خطای ردگیری طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی

در شکل ۸ دیده می‌شود که استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی باعث کوچکتر و نرمتر شدن خطای ردگیری شده است. جهش‌های بسیار کوچکتر در خطای ردگیری نشان‌دهنده کارایی بهتر الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری است. شکل ۹ چگونگی ردگیری جریان الکتریکی موتور را نمایش داده است. نوآوری‌های این مقاله در بهبود الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز با استفاده از معماری آشوب آبشاری، باعث کاهش شدید جهش‌ها و افت و خیزهای جریان الکتریکی شده است، که در صنعت از اهمیت بالایی برخوردار است.



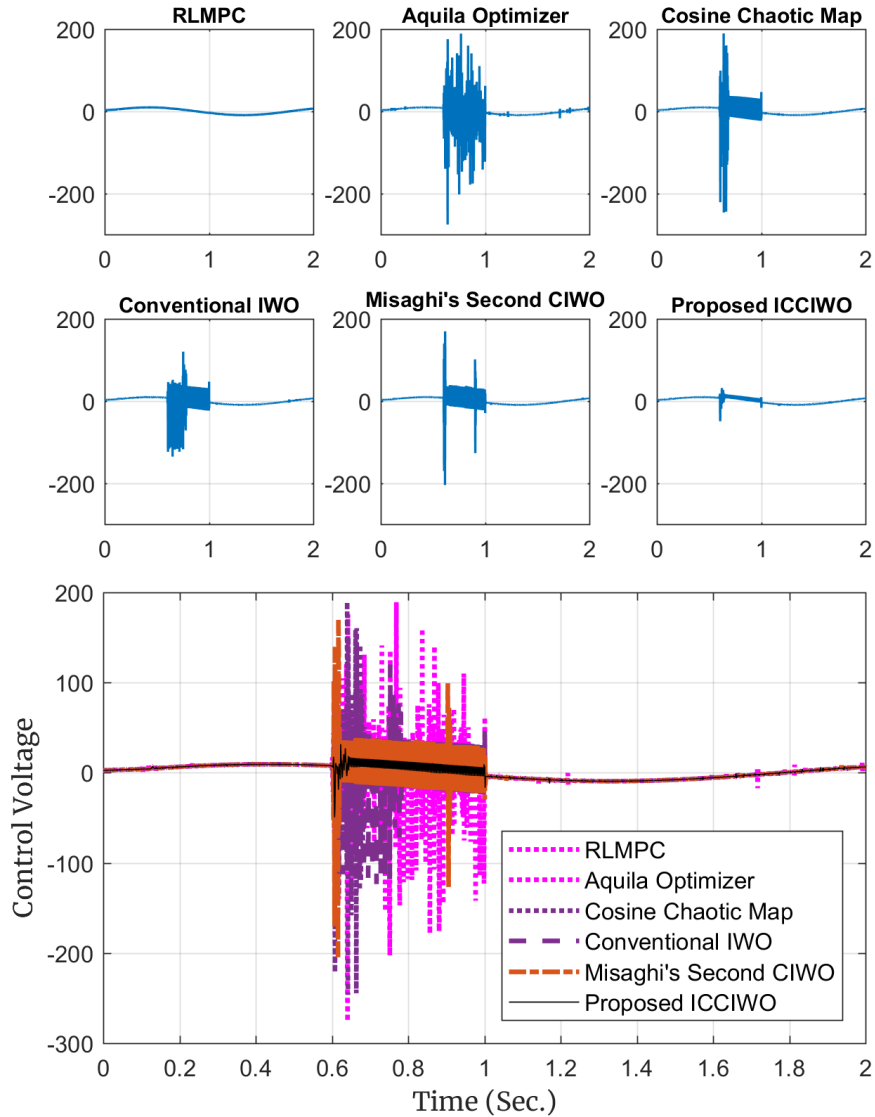
شکل ۹- مقایسه ردگیری جریان الکتریکی طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی

شکل ۱۰ خطای ردگیری جریان را نشان داده است. جریان مطلوب توسط روش پیشنهادی و با کمک روش کنترل سطح لغزش طراحی شده است. دیده می‌شود که وقتی روش کنترل پیشنهادی، با الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی ترکیب شده است، ردگیری قابل قبولی را در حضور عدم قطعیت پارامتری و اغتشاش خارجی شکل داده است.



شکل ۱۰- مقایسه خطای ردگیری جریان طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی

ولتاژ ترمینال موتور، که از دو ولتاژ نامی و ولتاژ کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین تشکیل شده است، در شکل ۱۱ رسم شده است. منحنی ولتاژ هم‌گویای برتری واضح الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی است، چرا که سطح ولتاژ تولید شده با روش ICCIWO از ۲۰ ولت تجاوز نکرده است. اما در دیگر روش‌ها از جمله استفاده از بهینه‌ساز CIWO ولتاژ به مقادیر بزرگتر از ۱۰۰ ولت هم رسیده است.



شکل ۱۱- مقایسه ولتاژ موتور در طرح کنترل مقاوم بهینه پیش بین پیشنهادی در حضور عدم قطعیت و اغتشاش خارجی

لازم به ذکر است که تمام پیاده‌سازی‌های این الگوریتم‌ها در شرایط کاملاً مشابه بوده است، به طوری‌که حتی عدم قطعیت نیز که به صورت تصادفی ایجاد می‌شود، در اولین اجرا ذخیره شده و برای بقیه الگوریتم‌ها نیز بازخوانی شده است تا کاملاً با هم یکنواخت باشند. برای درک بهتر و مقایسه پذیرتر جدول ۳ معیارهای عددی مقایسه را بررسی می‌کند. این معیارها شامل میانگین مربعات خطای^{۱۷} سرعت موتور $(MSE(w))$ ، میانگین مربعات خطای جریان موتور $(MSE(I))$ ، بیشینه اندازه خطای^{۱۸} سرعت $(MAE(w))$ ،

^{۱۷} Mean Square Error (MSE)

^{۱۸} Max Absolute Error (MAE)

بیشینه اندازه خطای جریان (MAE(I))، بیشینه تعداد ارزیابی تابع هزینه^{۱۹} به ازای کل دوره کنترل (MEN) و متوسط زمان مورد نیاز به ازای هر دوره کنترل^{۲۰} بر حسب میکروثانیه (ATPCC) می‌باشد.

جدول ۳- مقایسه معیارهای عددی

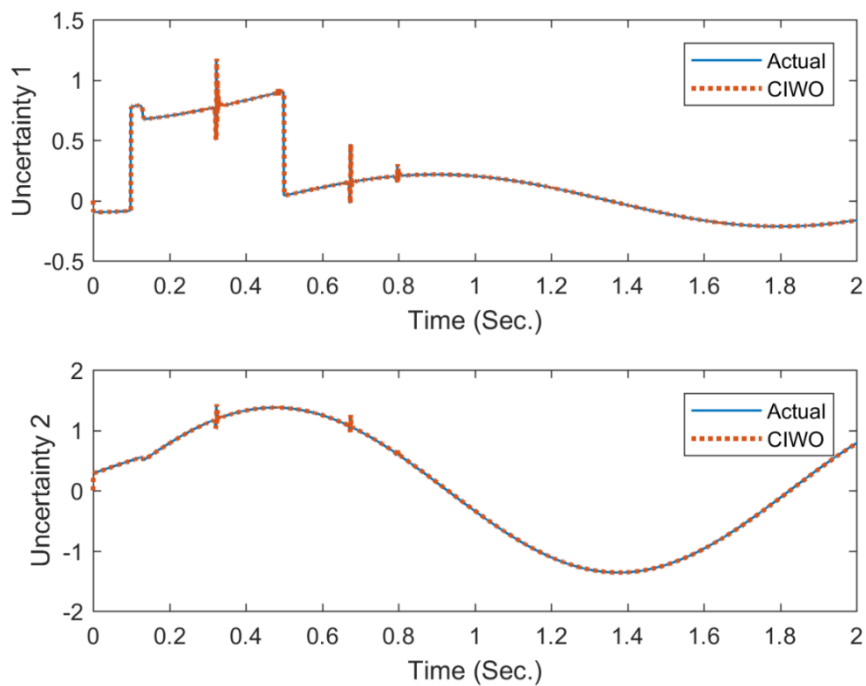
ICCIWO	CIWO	IWO	Cosine Chaos	AO	RLMPC	معیار / روش
۰/۰۱۱۷	۰/۰۱۳۹	۰/۰۱۷۳	۰/۰۱۵۶	۰/۰۲۱۲	۰/۰۴۳۷	MSE(w)
۰/۸۴۸۰	۷/۰۳۳۷	۶/۵۰۴۶	۸/۳۶۳۴	۱۰/۵۰۲۵	۱/۲۲۵۱	MSE(I)
۰/۳۰۵۵	۰/۵۴۸۷	۰/۴۶۳۴	۰/۶۰۶۳	۰/۷۷۱۷	۰/۸۲۳۱	MAE(w)
۰/۶۳۲۰	۲/۷۱۷۴	۲/۳۸۳۸	۳/۲۵۶۰	۳/۹۳۷۷	۰/۶۴۹۰	MAE(I)
۲۶۰۰۰	۲۶۸۱۰	۲۵۳۶۷	۴۰۹۲۴	۲۹۰۷۵	۸۳۹۱۹	MEN
۸۸۰	۸۸۹	۹۶۸	۹۷۵	۹۳۵	۶۴۸	ATPCC

همانطور که در جدول فوق دیده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی، از نظر معیارهای خطا (میانگین مربعات خطا و بیشینه اندازه خطا) از تمام روش‌های مقایسه شده بهتر عمل کرده است. همچنین، تعداد دفعاتی که نیاز است برای یافتن پاسخ بهینه تابع هزینه را ارزیابی کند نیز از بقیه روش‌ها کمتر شده است که این نشان قاطعی است از اینکه روش پیشنهادی جستجوی موفق‌تر و در نتیجه تنوع جمعیتی بهتری داشته است. از نظر زمان نیز روش پیشنهادی از تمام رویکردهای تکاملی مقایسه شده بهتر بوده است. اما روش ریاضیاتی با توجه به اینکه مشتقات مورد نیاز از پیش و توسط انسان بدست آمده است و الگوریتم روش مبتنی بر ریاضیات تنها لازم است که توابع ساده‌ای را حل کند، لذا زمان مورد نیاز در روش ریاضیاتی از روش پیشنهادی کمتر بوده است، اما تعداد دفعات ارزیابی تابع هزینه در آن روش تقریباً چهاربرابر بیشتر از روش پیشنهادی بوده است که باعث می‌شود در سیستم‌های خیلی پیچیده زمان نهایی نیز افزایش پیدا کند.

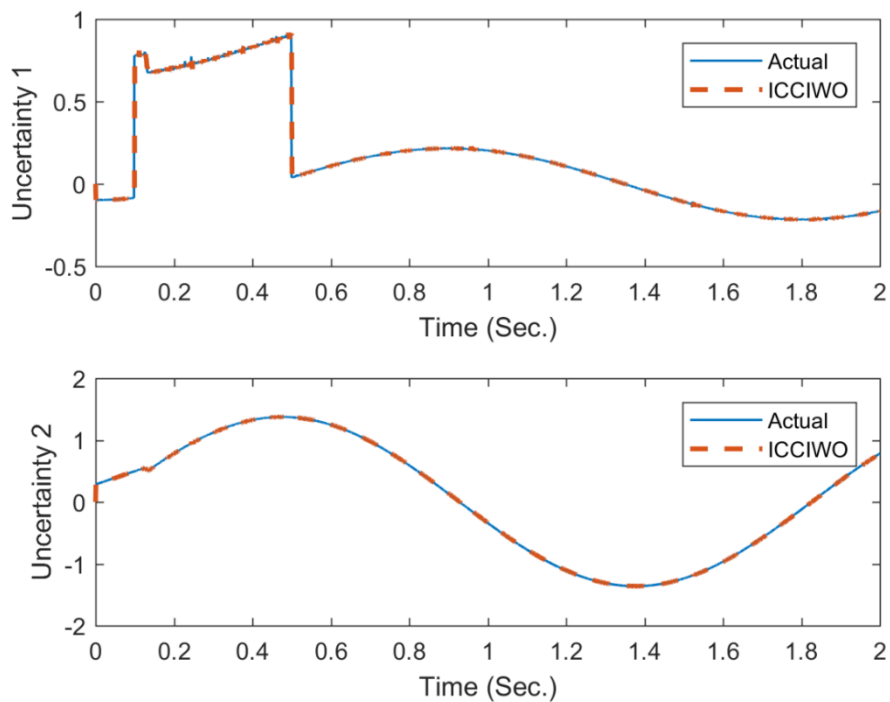
همچنین، در یک مقایسه دیگر بین کارایی روش پیشنهادی با الگوریتم مبتنی بر آشوب لاجستیک، دقت در تخمین عدم قطعیت بررسی شده است. شکل ۱۲ نشان‌دهنده چگونگی تخمین عدم قطعیت به کمک الگوریتم CIWO می‌باشد. در واقعیت، مقدار حقیقی عدم قطعیت موجود نیست. اما در شبیه‌سازی برای نمایش کارایی روش پیشنهادی، مقدار عدم قطعیت رکورد شده است. لذا مقدار واقعی عدم قطعیت به همراه مقدار تخمینی آن نمایش داده شده است.

^{۱۹} Max Evaluations Number (MEN)

^{۲۰} Average Time Per Control Cycle (ATPCC)

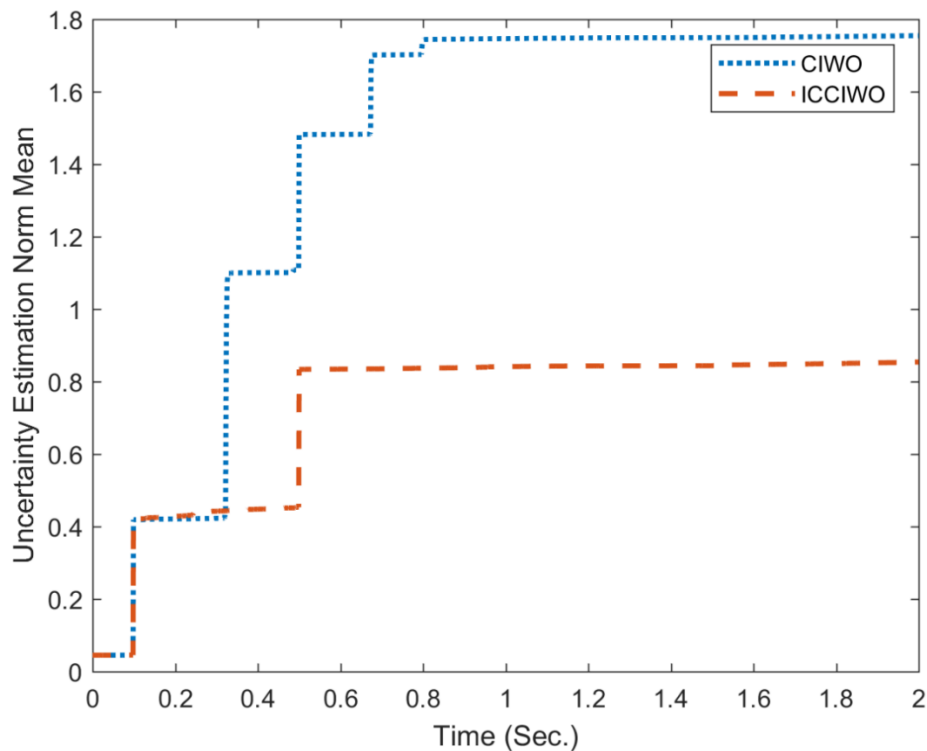


شکل ۱۲- مقایسه تخمین عدم قطعیت و اغتشاش خارجی در طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین با بهینه ساز تحت مقایسه برای مقایسه، تخمین عدم قطعیت با روش پیشنهادی ICCIWO نیز در شکل ۱۳ به تصویر کشیده شده است.



شکل ۱۳- مقایسه تخمین عدم قطعیت و اغتشاش خارجی در طرح کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین پیشنهادی

در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ دیده می‌شود که هر دو روش تا حدود خوبی توانسته‌اند عدم قطعیت را تخمین بزنند. اما در چند نقطه الگوریتم CIWO نتوانسته به خوبی مقدار عدم قطعیت را تخمین بزند و این باعث شده است پرش‌هایی در تمام منحنی‌های نشان داده شده ایجاد شود. همین مساله باعث می‌شود که میانگین زمانی مربع نرم تخمین عدم قطعیت (در دو متغیر حالت شامل سرعت دورانی و جریان الکتریکی) بین دو روش بهینه‌سازی تفاوت چشمگیری داشته باشد. به طوریکه، در روش CIWO در نهایت این میانگین از ۱/۷ نیز فراتر رفته است، درحالی‌که، همین میزان برای الگوریتم پیشنهادی ICCIWO به نزدیکی ۰/۸ رسیده است.



شکل ۱۴- مقایسه میانگین تجمیعی مربعات تُرم خطای تخمین عدم قطعیت و اغتشاش خارجی در طرح کنترل مقاوم بهینه پیشین

شکل ۱۴، به خوبی، نشان‌دهنده بهبود ایجاد شده در الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز می‌باشد. زمانی که از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در دل حلقه‌های کنترلی در کنترل بلادرنگ استفاده می‌شود. لازم است که الگوریتم بهینه‌سازی سه خاصیت مهم داشته باشد. اول اینکه، بایستی بتواند در تعداد بسیار کم تکرار مقدار بهینه را تخمین بزند، یا دستکم پاسخ قابل قبول و خوبی ارائه دهد. دوم اینکه، بایستی قابل اطمینان باشد، و به عبارتی از جستجوی خوبی در فضای ورودی بهره‌برده باشد و همزمان بتواند به خوبی و در زمان مناسب به مقدار مناسب همگرا شود. و در نهایت، سومین عامل حجم محاسبات قابل قبول و کم می‌باشد. بهترین معیار برای ارزیابی تاثیر نوآوری‌های ارائه شده (براساس استفاده از آشوب آبشاری) روی بهبود تنوع جمعیت و ضعف جستجوی الگوریتم بهینه‌سازی

علف‌های هرز، بررسی عملکرد نهایی الگوریتم است. از آنجا که خطای تجمعی بسیار بهتر از روش‌های مشابه بوده است، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم جستجوی موفق‌تری را ارائه داده است و این یعنی تنوع جمعیتی بهتری در هر تکرار موجود بوده است.

با توجه به توضیح داده شده، الگوریتم پیشنهادی بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری، اولاً می‌تواند در تعداد کم تکرار به پاسخ شبه بهینه مناسبی دست یابد، دوماً، پاسخ قابل قبول و قابل اطمینانی را پیدا می‌کند، و همچنین، از محاسبات سبک و کم حجمی برخوردار است. در نتیجه، الگوریتم بهینه‌سازی ICCIWO پیشنهادی می‌تواند برای استفاده در تنظیم ضرایب کنترل‌کننده به صورت برخط قابل استفاده باشد. این نشان می‌دهد که بهبودهای پیشنهادی کارایی مناسبی را به همراه آورده‌اند.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری پیشنهاد شده است. ایراد اصلی الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز جستجوی ضعیف آن بود که با دو پیشنهاد اساسی سعی در حل آن داشته‌ایم. ابتدا، با استفاده از معماری آشوب آبشاری به جای مکانیزم تناوبی تولید اعداد تصادفی، جهش‌های تصادفی‌تر و کامل‌تری را برای الگوریتم به ارمغان آوردیم. سپس، با کمک یک نگاشت آشوب آبشاری دیگر، تابع بروزرسانی کاهشی واریانس را بهبود دادیم. این دو روش ابتکاری، باعث ایجاد سه خصیصه در الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی شد: (۱) دریافت نتیجه مناسب در تعداد تکرار کم، (۲) یافتن پاسخ قابل قبول و قابل اطمینان و (۳) حجم محاسبات کم. این ویژگی‌ها در کنار هم باعث می‌شود که بتوانیم از الگوریتم بهینه‌سازی در بدنه روش‌های کنترل بلادرنگ استفاده کنیم. لذا، در این مقاله همچنین، یک روش کنترل مقاوم بهینه پیش‌بین ارائه شده است. در این روش کنترلی، ابتدا مدل سیستم به دو بخش نامی و دارای عدم قطعیت تقسیم می‌شود. سپس، برای دینامیک نامی یک کنترل‌کننده مقاوم طراحی می‌شود. پس از آن با توجه به مدل بخش دارای عدم قطعیت یک تابع برای تخمین عدم قطعیت پیشنهاد می‌شود. سپس، مدل سیستم دارای عدم قطعیت را برای یک پنجره پیش‌بین متحرک پیش‌رو، تخمین می‌زنیم. سپس با حل مساله بهینه‌سازی توسط الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز بهبودیافته مبتنی بر آشوب آبشاری ضرایب کنترل بهینه پیش‌بین را تنظیم می‌کنیم. در مقایسه با چند روش بهینه‌سازی که اخیراً ارائه شده است، نشان داده شده است که روش ارائه شده قابل اعتمادتر، بهینه‌تر و موفق‌تر عمل کرده است.

مراجع

- [1] M. Najafzadeh and F. Saberi-Movahed, "GMDH-GEP to predict free span expansion rates below pipelines under waves," *Mar. Georesources Geotechnol.*, vol. 37, no. 3, 2019.
- [2] H. Azimi, H. Bonakdari, I. Ebtehaj, B. Gharabaghi, and F. Khoshbin, "Evolutionary design of generalized group method of data handling-type neural network for estimating the hydraulic jump roller length," *Acta Mech.*, vol. 229, no. 3, 2018.
- [3] F. Rezaie, S. M. Bateni, E. Heggy, and S. Lee, "Utilizing the SAR, GIS, and Novel Hybrid Metaheuristic-GMDH

- Algorithm for Flood Susceptibility Mapping,” 2021.
- [4] M. Panahi, O. Rahmati, F. Rezaie, S. Lee, F. Mohammadi, and C. Conoscenti, “Application of the group method of data handling (GMDH) approach for landslide susceptibility zonation using readily available spatial covariates,” *CATENA*, vol. 208, p. 105779, 2022.
- [5] A. R. Mehrabian and C. Lucas, “A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization,” *Ecol. Inform.*, vol. 1, no. 4, 2006.
- [6] M. Misaghi and M. Yaghoobi, “Improved invasive weed optimization algorithm (IWO) based on chaos theory for optimal design of PID controller,” *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 6, no. 3, pp. 284–295, 2019.
- [7] V. Gupta and V. Bibhu, “Deep residual network based brain tumor segmentation and detection with MRI using improved invasive bat algorithm,” *Multimed. Tools Appl.*, 2022.
- [8] F. N. Khan, M. Asim, and M. I. Qureshi, “Overview and Classification of Swarm Intelligence-Based Nature-Inspired Computing Algorithms and Their Applications in Cancer Detection and Diagnosis BT - Nature-Inspired Intelligent Computing Techniques in Bioinformatics,” K. Raza, Ed. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 119–145.
- [9] G. H. Fang, C. J. Wu, T. Liao, X. F. Huang, and B. Qu, “A two-layer improved invasive weed optimization algorithm for optimal operation of cascade reservoirs,” *Water Supply*, vol. 20, no. 6, pp. 2311–2323, Jun. 2020.
- [10] A. Gopatoti and V. P., “Multi-texture features and optimized DeepNet for COVID-19 detection using chest x-ray images,” *Concurr. Comput. Pract. Exp.*, vol. 34, no. 22, p. e7157, Oct. 2022.
- [11] A. S. Choudhary and M. Kumar, “Competitive Swarm Improved Invasive Weed Optimization-Based Secret Sharing Scheme for Visual Cryptography,” *Cybern. Syst.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–19, Jun. 2022.
- [12] S. S. Sathiyadhas and M. C. V. Soosai Antony, “A network intrusion detection system in cloud computing environment using dragonfly improved invasive weed optimization integrated Shepard convolutional neural network,” *Int. J. Adapt. Control Signal Process.*, vol. 36, no. 5, pp. 1060–1076, May 2022.
- [13] S. Samla and R. Sarath, “An improved invasive weed optimization enabled Shepard convolutional neural network for classification of breast cancer,” *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, vol. 32, no. 5, pp. 1521–1534, Sep. 2022.
- [14] V. K. Garlapati *et al.*, “Invasive weed optimization coupled biomass and product dynamics of tuning soybean husk towards lipolytic enzyme,” *Bioresour. Technol.*, vol. 344, no. October 2021, p. 126254, 2022.
- [15] S. N. Deepa and D. Rasi, “FHGSO: Flower Henry gas solubility optimization integrated deep convolutional neural network for image classification,” *Appl. Intell.*, 2022.
- [16] C. N. Aher and A. K. Jena, “Improved invasive weed bird swarm optimization algorithm (IWBSOA) enabled hybrid deep learning classifier for diabetic prediction,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, 2022.
- [17] S. Neerumalla and L. R. Parvathy, “Improved invasive weed-lion optimization-based process mining of event logs,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, 2022.
- [18] Y. Guo, S. Jing, Y. Zhou, X. Xu, and L. Wei, “An image encryption algorithm based on logistic-fibonacci cascade chaos and 3D bit scrambling,” *IEEE Access*, vol. 8, 2020.
- [19] Y. Zhou, Z. Hua, C. M. Pun, and C. L. Philip Chen, “Cascade Chaotic System with Applications,” *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 45, no. 9, 2015.
- [20] F. Yuan, Y. Li, and G. Wang, “A universal method of chaos cascade and its applications,” *Chaos*, vol. 31, no. 2, 2021.
- [21] S. Pfrommer, T. Gautam, A. Zhou, and S. Sojoudi, “Safe Reinforcement Learning with Chance-constrained Model Predictive Control,” in *Proceedings of The 4th Annual Learning for Dynamics and Control Conference*, 2022, vol. 168, pp. 291–303.
- [22] D. Q. Mayne, M. M. Seron, and S. V. Raković, “Robust model predictive control of constrained linear systems with bounded disturbances,” *Automatica*, vol. 41, no. 2, pp. 219–224, 2005.
- [23] M. Jalaiean-F., M. M. Fateh, and M. Rahimiyan, “Optimal Predictive Impedance Control in the Presence of Uncertainty

- for a Lower Limb Rehabilitation Robot,” *J. Syst. Sci. Complex.*, 2020.
- [24] U. Rosolia, X. Zhang, and F. Borrelli, “Robust Learning Model-Predictive Control for Linear Systems Performing Iterative Tasks,” *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 67, no. 2, pp. 856–869, 2022.
- [25] D. Piga, M. Forgione, S. Formentin, and A. Bemporad, “Performance-Oriented Model Learning for Data-Driven MPC Design,” *IEEE Control Syst. Lett.*, vol. 3, no. 3, pp. 577–582, 2019.
- [26] S. Mirjalili and A. H. Gandomi, “Chaotic gravitational constants for the gravitational search algorithm,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 53, pp. 407–419, 2017.
- [27] D. Kashyap, B. Singh, and M. Kaur, “Chaotic approach for improving global optimization in Yellow Saddle Goatfish,” *Eng. Reports*, vol. 3, no. 9, p. e12381, Sep. 2021.
- [28] V. Kumar and A. Girdhar, “A 2D logistic map and Lorenz-Rosler chaotic system based RGB image encryption approach,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 80, no. 3, pp. 3749–3773, 2021.
- [29] D. Yousri, D. Allam, and M. B. Eteiba, “Chaotic whale optimizer variants for parameters estimation of the chaotic behavior in Permanent Magnet Synchronous Motor,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 74, pp. 479–503, 2019.
- [30] D. Dharminder, U. Kumar, and P. Gupta, “A construction of a conformal Chebyshev chaotic map based authentication protocol for healthcare telemedicine services,” *Complex Intell. Syst.*, vol. 7, no. 5, pp. 2531–2542, 2021.
- [31] Y. Cao, “A New Hybrid Chaotic Map and Its Application on Image Encryption and Hiding,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2013, p. 728375, 2013.
- [32] R. Parvaz and M. Zarebnia, “A combination chaotic system and application in color image encryption,” *Opt. Laser Technol.*, vol. 101, pp. 30–41, 2018.
- [33] A. Rezaei Pouya, M. Solimanpur, and M. Jahangoshai Rezaee, “Solving multi-objective portfolio optimization problem using invasive weed optimization,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 28, pp. 42–57, 2016.
- [34] S. M. Ahmadi and M. M. Fateh, “On the Taylor series asymptotic tracking control of robots,” *Robotica*, vol. 37, no. 3, pp. 405–427, 2019.
- [35] L. Abualigah, D. Yousri, M. Abd Elaziz, A. A. Ewees, M. A. A. Al-qaness, and A. H. Gandomi, “Aquila Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 157, no. March, p. 107250, 2021.