

Performance of Intelligent Optimization Methods in IIR System Identification Problems

Ali Mohammadi¹, Seyed-Hamid Zahiri² and Seyyed-Mohammad Razavi³

Department of Electrical & Computer Engineering, University of Birjand, Shahid Avini Street, Birjand, Iran.

¹ a.mohammadi@birjand.ac.ir, ^{2*} hzahiri@birjand.ac.ir, and ³ smrazavi@birjand.ac.ir

Corresponding author address: Seyed-Hamid Zahiri, Department of Electrical & Computer Engineering, University of Birjand, Shahid Avini Street, Birjand, Iran.

Abstract- Intelligent optimization methods effectively explore and review the response space using past experiences a population of search agents. These population-based techniques can solve complex optimization problems with a defined number of iterations. This paper evaluates the performance of different types of common and powerful optimization algorithms in the system identification problem in order to optimal design and modeling of Infinite Impulse Response digital filters. Assumed methods include the Genetic Algorithm and Differential Evolution both based on evolutionary strategy along with six swarm intelligence algorithms, Particle Swarm Optimization, Gravitational Search Algorithm, Inclined Planes system Optimization, Ant Lion Optimizer, Teaching-Learning-Based Optimization, and, for the first time, Biogeography-Based Optimization. In the present study, the IIR system identification problem is assumed as a single-objective optimization function. It is evaluated for two experimental and challenging IIR models for the equivalent and reduced order modeling. To evaluate the efficiency and performance of the algorithms, the simulation results are evaluated in terms of Indicator of Success and Degree of Reliability with Mean Square Error. Also, the effect of reducing search agents on the performance of algorithms is analyzed. The overall estimation of the results confirms the acknowledgment of the effectiveness of the proposed evaluation indexes and the desirable performance of the proposed methods, especially for the PSO, IPO and BBO algorithms in terms of convergence characteristics, average runtime, average values of MSE, and IoS and DoR indices; GA and GSA algorithms in terms of convergence, runtime and DoR; DE method for running time; ALO algorithm for the mean of MSE, and TLBO algorithm in terms of the convergence characteristics, mean IoS, and DoR percent.

Keywords- Intelligent optimization algorithm, IIR adaptive filter design, system identification, indicator of success, degree of reliability, mean square error.

عملکرد روش‌های بهینه‌سازی هوشمند در مسائل شناسایی سیستم IIR

علی محمدی^۱، سیدحمید ظهیری^{۲*}، سیدمحمد رضوی^۳

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

¹a.mohammadi@birjand.ac.ir, ^{2*}hzahiri@birjand.ac.ir, and ³smrazavi@birjand.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: سیدحمید ظهیری، بیرجند، خیابان شهید آوینی، بلوار دانشگاه، دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

چکیده- روش‌های بهینه‌سازی هوشمند با استفاده از تجربیات گذشته‌ی جمعیتی از عوامل جستجو، به‌طور مؤثر به کاوش و مرور فضای پاسخ می‌پردازند. این تکنیک‌های مبتنی بر هوش جمعی قادرند مسائل بهینه‌سازی پیچیده را با تعداد تکرار معین حل کنند. این مقاله به ارزیابی عملکرد گونه‌های متفاوتی از الگوریتم‌های رایج و قدرتمند بهینه‌سازی در مسئله شناسایی سیستم در جهت طراحی و مدل‌سازی بهینه‌فیلترهای دیجیتال پاسخ ضربه نامتناهی (IIR) می‌پردازد. روش‌های مفروض عبارتند از: الگوریتم‌های وراثتی (GA) و تکامل تفاضلی (DE) مبتنی بر نظریه تکامل در کنار شش الگوریتم هوش جمعی بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO)، الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA)، بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO)، بهینه‌ساز مورچه‌گیر (ALO)، بهینه‌سازی آموزش و یادگیری (TLBO) و برای اولین بار از الگوریتم بهینه‌سازی بیوگرافی (BBO). در پژوهش حاضر، مسئله شناسایی سیستم IIR به‌عنوان یک تابع بهینه‌سازی تک‌هدفه فرض شده و به ازای دو مدل IIR آزمایشی و چالشی برای مدل‌سازی با مرتبه معادل و مرتبه کاهش یافته مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای ارزیابی بازدهی و عملکرد الگوریتم‌ها، نتایج در قالب شاخص‌های ضریب موفقیت (IoS) و درجه اطمینان (DoR) همراه با میانگین مربع خطا (MSE) مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین اثر کاهش عوامل جستجو بر روی عملکرد الگوریتم‌ها مورد تحلیل قرار می‌گیرد. برآورد کلی نتایج تصدیق اثربخشی شاخص‌های ارزیابی مفروض و عملکرد مطلوب روش‌های پیشنهادی، به‌ویژه به ازای الگوریتم‌های PSO، IPO و BBO از جهت مشخصات همگرایی، میانگین زمان اجرا، متوسط مقادیر برازندگی MSE و شاخص‌های IoS و DoR؛ الگوریتم‌های GA و GSA از جهت همگرایی، زمان اجرا و DoR؛ روش DE به جهت زمان اجرا؛ الگوریتم ALO به جهت متوسط MSE و الگوریتم TLBO از جهت مشخصات همگرایی، میانگین IoS و درصد DoR را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی هوشمند، طراحی فیلتر وقتی IIR، شناسایی سیستم، ضریب موفقیت، درجه اطمینان، میانگین مربع خطا

۱- مقدمه

در نقاط غیر بهینه (بهینه محلی) گیر افتاده و راه‌حل‌های نامطلوبی را ارائه می‌کنند [۱-۳]. مسائل مذکور می‌توانند NP-hard باشند و از این‌رو نیازمند روش‌های حل تناوبی هستند [۱][۳-۶]. اخیراً خانواده‌ای از تکنیک‌های الهام گرفته شده از پدیده‌های فیزیکی، زیستی و شیمیایی طبیعت محبوبیت قابل توجهی را در حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده به‌خود جلب کرده‌اند. امروزه نیز این تکنیک‌های بهینه‌سازی هوشمند ابتکاری/فرا ابتکاری به دلیل کاربردی و کارایی بالای‌شان تبدیل به یک انتخاب مرسوم برای حل مسائل

در بیشتر کاربردها به‌منظور پاسخ به مسائل بهینه‌سازی پیچیده با محدودیت‌های زیاد (بویژه در حوزه مهندسی) ما به دنبال روش‌های بهینه‌سازی مؤثر و قدرتمندتری هستیم که بتوانند مقدار بهینه و مطلوب را با حداقل هزینه محاسباتی و زمانی فراهم کنند. چراکه بخاطر پیچیدگی، غیرخطی بودن و بالا بودن بالقوه ابعاد مسائل موردنظر، تکنیک‌های بهینه‌سازی سنتی از قبیل روش‌های مبتنی بر گرادینت نمی‌توانند نیازمندی‌های بهینه‌سازی را برآورده سازند و اغلب

بهینه‌سازی در ساختار شناسایی سیستم برای طراحی بهینه فیلترهای دیجیتال IIR پیشنهاد کرده‌اند [۲۸-۳۷]. به‌عنوان مثال جیانگ و همکاران در [۲۸] با پیوندزنی دو الگوریتم PSO و الگوریتم جستجوی گرانشی^{۱۰} (GSA) [۳۸] یک الگوریتم مؤثر با بکارگیری مکانیسم اشتراک اجتماعی و قوانین حرکت مکانیکی جهت مدل-سازی فیلتر وفقی ارائه کردند. در [۲۸]، موقعیت توپ‌ها (عوامل جستجو در فضای مسأله) توسط پیروی از اثر شتاب گرانشی در GSA به‌روز رسانی می‌شوند و جهت دریافتی حافظه شناختی و اطلاعات اشتراک جمعی از PSO بواسطه میانگین استراژی هماهنگی انجام می‌شود. ساختار بکارگرفته شده در [۲۸] با نويز جمع‌شونده بوده و نتایج به ازای تابع برازندگی میانگین مربع خطا^{۱۱} (MSE) با نسخه-های استاندارد و اصلاح شده الگوریتم‌های PSO و GSA مقایسه شده است.

در [۳۱] برای بهبود راه‌حل‌ها و جلوگیری از گیر افتادن در بهینه محلی در طول فرآیند شناسایی سیستم، نسخه بهبود یافته‌ای از الگوریتم بهینه‌سازی گروه گربه^{۱۲} (CSO) [۳۹] را بنام Cross-CSO پیشنهاد و از آن جهت شناسایی سیستم‌هایی با مرتبه معادل و مرتبه کاهش یافته به ازای یک مدل IIR استاندارد مرتبه ۴ تحت ساختار شناسایی سیستم با حضور نويز بهره گرفته شده است. در [۳۳] و [۳۴] محمدی و همکاران به ترتیب از روش بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار^{۱۳} (IPO) [۴۰] و نسخه‌ی بهبود یافته آن با عنوان MIPO جهت شناسایی مدل‌های وفقی IIR در دو ساختار بدون نويز و با نويز تحت تابع برازندگی MSE بر حسب دسی‌بل (dB) برای چند نمونه تابع تبدیل IIR استاندارد و چالشی با مرتبه‌های متفاوت استفاده کردند. سرانجام در [۴۱] نیز در راستای پژوهش جاری مروری بر چگونگی عملکرد تکنیک‌های محاسبات تکاملی و هوش جمعی در طراحی فیلترهای دیجیتال IIR انجام شده است.

در این مقاله جهت ارزیابی کاربردپذیری و اثربخشی تکنیک‌های بهینه‌سازی هوشمند ابتکاری و فرا ابتکاری، یک مجموعه به‌نسبت جامع از الگوریتم‌های قدرتمند و جدید مبتنی بر جمعیت (روش‌های تکاملی GA و تکامل تفاضلی^{۱۴} DE [۴۳، ۴۲]، الگوریتم‌های هوش جمعی PSO، دو الگوریتم هم خانواده GSA و IPO بر اساس قوانین نیوتن)، الگوریتم بهینه‌ساز مورچه‌گیر^{۱۵} ALO [۴۴]، الگوریتم بهینه-سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری^{۱۶} TLBO [۴۵] و برای اولین بار الگوریتم قدرتمند بهینه‌سازی مبتنی بر بیوگرافی^{۱۷} BBO [۴۶] انتخاب و از آن‌ها در طراحی بهینه فیلترهای وفقی IIR تحت ساختار شناسایی سیستم استفاده شده است. الگوریتم‌های مذکور بواسطه‌ی تخمین بردار ضرایب فیلترهای کاندید جهت شناسایی سیستم‌های IIR مطابق با تابع تبدیل سیستم ناشناخته برای دو نمونه مدل

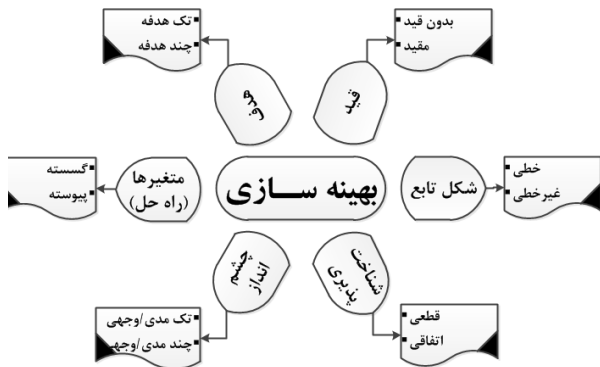
بهینه‌سازی پیشرفته شده‌اند و به محدوده وسیعی از مسائل در کاربردهای گوناگون اعمال می‌شوند [۵، ۳، ۱۱-۷]. تمایل به انعطاف‌پذیری، سازگاری بالا و مؤثر، واسط کاربری راحت و پیاده-سازی ساده از جمله دلایل محبوبیت و گرایش فراوان به این‌گونه روش‌هاست.

فیلترینگ دیجیتال یکی از مهم‌ترین و کاربردی‌ترین ابزارهای پردازش سیگنال دیجیتال است [۱۲] و به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای شناسایی سیستم^۲ و تخمین پارامتر قلمداد می‌شود [۱۳]. در سال‌های اخیر نیز فیلترهای دیجیتال به‌دلیل تقاضاها برای بهبود عملکرد سیستم‌های ارتباطی دیجیتال با نرخ اطاعات بالا و سیستم-های پردازش تصویر/ویدئو پهن‌بند مورد توجه بوده‌اند [۱۴]. فیلترهای دیجیتال وفقی ماژول‌های محاسباتی هستند که در جهت مدل‌سازی نسبت دو سیگنال به‌صورت بی‌درنگ و تکرار شونده عمل می‌کنند. یک فیلتر وفقی نقش مؤثری را در زمینه‌های پیش‌بینی، حذف نويز و تداخل، شناسایی سیستم و غیره برای بسیاری از سیستم‌های فیزیکی متفاوت ایفا می‌کند [۱۵]. نمونه کاربرد فیلتر دیجیتال وفقی برای شناسایی و تشخیص یک سیستم ناشناخته، شامل دو بخش فیلتر وفقی دیجیتال و یک الگوریتم وفقی است. الگوریتم وفقی در جهت کمینه‌کردن سیگنال خطای حاصل از تفاضل خروجی سیستم ناشناخته و فیلتر وفقی تحت ساختار شناسایی سیستم با ورودی یکسان، مقادیر ضرایب عددی و پیوسته تابع تبدیل فیلتر وفقی را تنظیم می‌کند [۱۵].

فیلترهای وفقی دیجیتال به‌طور کلی در دو نوع فیلترهای دیجیتال با پاسخ ضربه متناهی^۳ (FIR) و با پاسخ ضربه نامتناهی^۴ (IIR) دسته‌بندی می‌شوند [۱۳، ۱۲] [۱۵-۱۷]. یک فیلتر IIR عملکرد خیلی بهتری را نسبت به یک فیلتر FIR معادل (با تعداد ضرایب یکسان) ممکن می‌سازد [۱۸، ۱۹]. با این وجود در طراحی فیلتر IIR، سطح خطای تابع هزینه (برازندگی، هدف) طراحی معمولاً چندوجهی^۵ و غیرخطی (ناصاف) است [۱۳-۱۵، ۱۷-۲۰] [۲۳]. از این‌رو یک روش طراحی بهینه و مطمئن فیلتر وفقی IIR، بهره‌گیری از راهکارهای جستجوی بهینه سراسری قدرتمند در فضای پاسخ مسأله است. الگوریتم زیستی^۶ (GA) [۲۴]، بازپخت شبیه‌سازی شده^۷ (SA) [۲۵]، بهینه‌سازی کلونی مورچگان^۸ (ACO) [۲۶] و بهینه‌سازی گروه ذرات^۹ (PSO) [۲۷] چهار نمونه شناخته شده از این‌گونه روش‌ها هستند.

روش‌های بهینه‌سازی هوشمند به‌طور گسترده‌ای در حل مسائل شناسایی سیستم و طراحی فیلترهای دیجیتال وفقی IIR بکار گرفته شده‌اند [۱۲-۱۵] [۱۷] [۲۰-۲۳]. در پژوهش‌های اخیر نیز پژوهشگران روش‌ها و ساختارهای متفاوتی را مبتنی بر رویکردهای

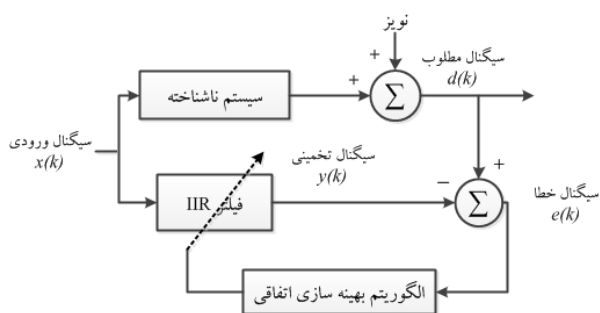
توزیع گوسی یا یکنواخت هستند [۳]. در نتیجه امکان بکارگیری این روش‌ها به یک محدوده نسبتاً وسیع از مسائل بهینه‌سازی در کاربردهای مختلف وجود دارد.



شکل ۱: طبقه‌بندی مسائل بهینه‌سازی [۱].

۳- مسأله شناسایی سیستم IIR

از آنجایی که در مواجهه با بسیاری از مسائل در پردازش سیگنال می‌توان آن‌ها را به‌عنوان یک مسأله شناسایی سیستم توصیف کرد، کاربرد فیلتر دیجیتال IIR در ساختار شناسایی سیستم به‌شکل گسترده‌ای مورد توجه بوده است [۲۱]. در این حالت ضرایب فیلترها به‌شکل موفقیت آمیزی بواسطه روش‌های وفقی در جهت کمینه‌سازی خطای میان خروجی فیلتر و سیستم ناشناخته تنظیم می‌شوند. صحت و دقت مدل حاصله بسته به ساختار فیلتر دیجیتال IIR، الگوریتم مورد استفاده برای به‌روزرسانی ضرایب فیلتر وفقی، خصوصیات نویز و مشخصات سیگنال ورودی دارد. پیکربندی فرآیند شناسایی سیستم بواسطه الگوریتم‌های وفقی بهینه‌سازی اتفاقی در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۲: شناسایی سیستم IIR با الگوریتم بهینه‌سازی اتفاقی.

در فیلترهای IIR از خروجی سیستم به ورودی بازخورد وجود دارد و در اصطلاح به آن‌ها فیلترهای بازگشتی می‌گویند. رابطه ورودی و خروجی این فیلترها به‌همراه تابع تبدیل حوزه Z به‌ترتیب در روابط (۱) و (۲) آورده شده است. در این روابط a_i و b_i ضرایب فیلتر و N و M مرتبه فیلتر است. در پژوهش جاری مسأله شناسایی سیستم در قالب یک تابع برازندگی به‌صورت رابطه (۳) قابل تعریف است که

معیار و چالشی ارزیابی می‌شوند. از این‌رو دو شاخص «ضریب موفقیت»^{۱۸} (IoS) و «درجه اطمینان»^{۱۹} (DoR) به‌همراه معیار برازندگی MSE برای ارزیابی نتایج بکار گرفته می‌شوند. علاوه بر این‌ها، نتایج در قبال کاهش عوامل جستجو (اندازه جمعیت) به‌عنوان یک عامل مؤثر در فرآیند کاوش و بهره‌وری^{۲۰} این‌گونه تکنیک‌های بهینه‌سازی واکاوی می‌شوند.

ادامه مقاله به‌این صورت سازماندهی شده است که در بخش دوم خلاصه‌ای از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند ارائه شده است. با توجه به مرسوم بودن الگوریتم‌های مفروض، از توضیح آن‌ها اجتناب شده است. بخش سوم مسأله شناسایی سیستم IIR را توصیف می‌کند. در بخش چهارم عملکرد و کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی واری و نتایج پیاده‌سازی‌ها تحلیل و ارزیابی می‌شوند. نتیجه‌گیری مقاله به‌همراه پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آتی نیز در بخش پنجم آورده شده است.

۲- الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند

طبقه‌بندی مسائل بهینه‌سازی بر حسب توابع برازندگی، نوع متغیرهای طراحی، عدم قطعیت مقادیر و تلاش محاسباتی انجام می‌شود (مطابق شکل ۱) [۱]. الگوریتم‌های بهینه‌سازی ابتکاری و فرا ابتکاری از جمله الگوریتم‌های اتفاقی و دارای مقداری تصادف و پیشآمد هستند. یافتن راه‌حل‌های با کیفیت برای یک مسأله بهینه‌سازی دشوار در مقدار معقولی از زمان امکان‌پذیر است اما هیچ ضمانتی مبنی بر حصول راه‌حل‌های بهینه وجود ندارد [۱].

الگوریتم‌های بهینه‌سازی (بویژه روش‌های مبتنی بر گروه و ازدحام) بخش مهمی از الگوریتم‌های جستجوی سراسری مرسوم را شکل داده‌اند. این الگوریتم‌ها تکنیک‌های هوش مصنوعی مبتنی بر مطالعه رفتار اجتماعی در سیستم‌های خودسازمانده هستند [۴۷]. عوامل جستجو در این الگوریتم‌ها به‌عنوان یک جمعیت قادرند بواسطه پیام‌رسانی شیمیایی (فرمون^{۲۱} توسط مورچگان)، تکاپو (تکاپوی جنباندنی توسط زنبورهای عسل) و یا توانایی داده‌پراکنی^{۲۲} (نظیر بهترین سراسری در PSO) اطلاعاتی را تبادل کنند. علاوه بر این، عوامل حرکت جمعی عموماً به‌صورت موازی کار می‌کنند و چنین پیاده‌سازی موازی یک مزیت طبیعی است که حتی به کاهش بهتر زمان محاسبه منجر می‌شود [۶]. لذا اثربخشی الگوریتم مبتنی بر جمعیت به اندازه قابل توجهی وابسته به اندازه جمعیت است [۴۸]. در عمل الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت از اعضای جمعیت در جهت کاوش فضای جستجوی مسأله برای یک راه‌حل ممکن یا راه‌حلی‌هایی بواسطه بقای یک تعادل میان افزون‌شدگی (بهره‌وری) و گوناگونی (کاوش) بهره می‌برند [۵]. اگرچه معمولاً این دو مفهوم مبتنی بر یک

جلوگیری از پاسخ تعریف نشده در قبال همگرایی کلیه اجراها به راه‌حل بهینه و همچنین جهت اثربخشی مقادیر IoS تنها در ازای تعداد بالای اجرای موفق الگوریتم (بیش از پنجاه درصد) گنجانده شده است. به طوری که مقدار IoS برابر با ۱۰۰ بیانگر یک شناسایی و طراحی دقیق و شایسته سیستم فیلترینگ IIR است. همچنین معیار DoR مبتنی بر برآورد نتایج MSE و IoS، به شکل کیفی و پارامتری بیان می‌شود. بدین صورت که موفقیت همه جانبه عملکرد هر یک از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی و یا هوش جمعی مفروض بر حسب مشخصات همگرایی، دقت ضرایب تخمینی، دستیابی مستمر به مدل بهینه سراسری (حداکثر مقدار معیار IoS) و برتری در نتایج MSE بیانگر بهره‌وری، بازدهی و کارایی مطلوب روش بوده و این امر منجر به تخصیص یک بیان کیفی و پارامتری قابل قبول در قالب شاخص DoR خواهد شد.

$$IoS = \frac{(\text{Num. of Optimal Models})}{(\text{Num. of Suboptimal Models}) + 1} \quad (5)$$

در هر فرم شناسایی سیستم، ۱۰۰ اجرای مستقل به ازای کلیه الگوریتم‌ها انجام و تحلیل‌های آماری به ازای بهترین اجراها ارائه شده‌اند. تعداد اجراها در جهت احراز قطعی عملکرد الگوریتم بر حسب معیارهای IoS و DoR پیاده‌سازی شده‌اند. همچنین اثر کاهش اندازه جمعیت الگوریتم (تعداد عوامل جستجو در فضای پاسخ مسأله) بر روی عملکرد و بازدهی الگوریتم‌ها مورد تحلیل قرار می‌گیرد. از این رو این نتایج در دو بخش مجزا و به ازای پیاده‌سازی‌های با اندازه جمعیت ۶۰ برای هر دو مدل IIR معیار مفروض و با اندازه جمعیت برابر با ۲۰ برای فیلتر معیار مرتبه پایین ارائه می‌شوند.

مقادیر پارامترهای کنترلی هر یک از الگوریتم‌ها در جدول ۱ لیست شده‌اند. در الگوریتم‌های GA، DE و BBO مقادیر پارامترهای کنترل تکاملی همبری و جهش بر اساس ماهیت چندوجهی و پیچیدگی سطح خطای بهینه‌سازی در طراحی و مدل‌سازی سیستم‌های فیلترینگ IIR و مبتنی بر نتایج متعدد تجربی مطابق جدول ۱ تنظیم شده‌اند. برای الگوریتم PSO نیز مقدار ضریب اینرسی w به صورت خطی با ضریب اصطحاک w_{damp} متناظر با گام‌های تکرار الگوریتم کاهش می‌یابد. همچنین برای الگوریتم TLBO به دلیل عدم تعریف پارامتر کنترلی، تنظیمات پیش فرض آن لحاظ شده است. سایر مقادیر نیز بر اساس دستیابی به حداکثر بهره‌وری و کارایی و بهترین مصالحه بین مفاهیم کاوش و بهره‌وری هر یک از الگوریتم‌های مفروض تنظیم شده‌اند. شایان به ذکر است که غالب تنظیمات الگوریتم‌ها مطابق سایر پژوهش‌های مشابه در نظر گرفته شده است. کران پایین و بالای مقادیر ضرایب فیلتر (متغیر طراحی v) به ترتیب برابر با ۲- و ۲+ لحاظ شده است. کلیه پیاده‌سازی‌های الگوریتم‌ها با

باید کمینه شود. در رابطه (۳)، $y(k)$ پارامتر سیگنال خروجی سیستم تخمینی (فیلتر وفقی IIR) و $d(k)$ خروجی مطلوب و مدنظر به ازای ورودی k ام می‌باشند و L تعداد کل نمونه‌های ورودی است. فضای جستجوی مسأله شامل بردارهای ضرایب فیلترهای کاندید (v) در فضای ضرایب V مطابق رابطه (۴) است.

$$y(k) + \sum_{i=1}^N b_i y(k-i) = \sum_{i=0}^M a_i x(k-i) \quad (1)$$

$$H(z) = \frac{\sum_{i=0}^M a_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^N b_i z^{-i}} \quad (2)$$

$$\min J_v = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (d(k) - y(k))^2, \text{ for } v \in V \quad (3)$$

$$v = [a_0 \ a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_N]^T \quad (4)$$

۴- رویکرد پیشنهادی، نتایج و تحلیل‌ها

در شبیه‌سازی‌ها سیگنال ورودی $x(k)$ یک رشته نویز سفید توزیع شده به صورت یکنواخت در بازه -0.5 تا 0.5 است. مقدار ورودی مبتنی بر پوشش کامل فرکانسی و دامنه‌ای ورودی‌ها به یک سیستم فیلترینگ و مشابه سایر پژوهش‌های گزارش شده در این حوزه انتخاب شده است. ورودی نویز نیز به عنوان یک نویز محیطی و بهترین کاندید برای پوشش طیف وسیعی از اختلالات سیستمی با امکان کنترل نسبت سیگنال به نویز آن در قالب یک سیگنال سفید گوسی با واریانس تأثیرگذار برابر با 0.01 و طول نمونه‌های ورودی نیز برای کلیه حالت‌ها برابر با $L=100$ در نظر گرفته شده است. نتایج به ازای دو نمونه فیلتر IIR معیار (که در مقاله‌های اخیر و مختلف گزارش شده‌اند [۳۷،۳۶،۳۲،۲۳،۱۷،۱۵]) مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. کلیه پیاده‌سازی در محیط نرم‌افزار متلب (نسخه R2015b) بر روی یک سیستم کامپیوتری (Intel(R) Core(TM) i3-2348M (CPU@2.30 GHz, RAM 2GB) تحت ویندوز Ultimate 7 اجرا شده است.

در پژوهش جاری مسأله شناسایی سیستم مذکور به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی تک هدفه فرض شده و برای هر دو فرم مدل‌سازی با مرتبه معادل و مرتبه کاهش یافته برای هر یک از توابع تبدیل فیلترهای نمونه مفروض پیاده‌سازی می‌شود. برای ارزیابی صحیح بازدهی الگوریتم‌ها، دو معیار شاخص موفقیت (رابطه (۵)) و درجه اطمینان تعریف و نتایج در قالب این عبارت‌ها (IoS و DoR) همراه با منحنی همگرایی برانزنگی‌ها، ضرایب فیلتر تخمینی، مقادیر آماری MSE و مقایسه جامع شاخص‌های عملکردی (نظیر میانگین زمان اجرا و غیره) هر یک از روش‌ها واری می‌شوند. رابطه (۵) بیانگر نسبت تعداد اجراهای منتج به فیلتر IIR بهینه تقسیم بر تعداد اجراهای منتج به مدل IIR غیر بهینه است و عدد صحیح ۱ به منظور

تعداد تکرار ۴۰۰ اجرا شده است. برای وضوح چگونگی و مانور اولیه همگرایی الگوریتم‌ها، محور افقی منحنی‌های برازندگی به صورت داده شده‌اند. لگاریتمی و برترین نتایج عددی نیز به صورت پر رنگ (بولد) نمایش

جدول ۱: پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند مفروض.

BBO	DE	ALO	PSO	IPO	GSA	GA	الگوریتم
							پارامتر
—	۰/۲	—	—	—	—	تک نقطه‌ای - ۰/۶	همبری، نرخ همبری
—	—	—	—	—	—	یکنواخت - ۰/۴	جهش، نرخ جهش
—	—	چرخ رولت	—	—	—	چرخ رولت	انتخاب
—	—	—	—	—	۱۰	—	α
—	—	—	—	—	۱۵	—	G_0
—	—	—	—	—	۳	—	K_{best}
—	—	—	—	—	۰/۵	—	R_{power}
—	—	—	—	۰/۱	—	—	$c1$
—	—	—	—	۳/۰۵	—	—	$c2$
—	—	—	—	۱۰۰	—	—	$shift1$
—	—	—	—	۳۰۰	—	—	$shift2$
—	—	—	—	۰/۰۳	—	—	$scale1, scale2$
—	—	—	۲	—	—	—	C_1, C_2
—	—	—	۱	—	—	—	w
—	—	۶-۲	—	—	—	—	ثابت w (مبتنی بر گام تکرار الگوریتم)
—	۰/۰-۲/۸	—	—	—	—	—	فاکتور مقیاس (F)
۱	—	—	—	—	—	—	حداکثر نرخ $Immigration$ و $Emigration$
۱	—	—	—	—	—	—	پارامتر نخیکی
۰/۵	—	—	—	—	—	—	دلتا (δ)

مقابل در این حالت از شناسایی، الگوریتم‌های GA، DE، ALO و TLBO یک همگرایی به نسبت نامطلوبی را نشان می‌دهند؛ که این تأخیر در دستیابی به راه‌حل بهینه سراسری (که در حدود تکرارهای انتهایی نیز به طول انجامیده است) گویای یک عملکرد همگرایی نامطلوب و در مقابل عملکرد مطلوب سایر روش‌ها (با توجه به تعداد تکرار نسبتاً پایین ۴۰۰ و سطح خطای چندوجهی و پیچیده طراحی فیلتر IIR بهینه) است.

نمایش گرافیکی ضرایب تخمینی فیلتر IIR وفقی به همراه مقادیر عددی و نتایج شبیه‌سازی‌ها به ترتیب در شکل ۴ و جدول‌های ۲ و ۳ نشانگر این است که برتری در حداقل برازندگی و دقت تخمین ضرایب فیلتر به ازای الگوریتم GSA، برتری در تحلیل‌های آماری مقادیر MSE به ازای PSO و برتری در مقدار معیار IoS نیز به ازای IPO در بین کلیه الگوریتم‌ها حاصل شده است. برآورد کلی نتایج این حالت نشان می‌دهد که روش‌های بهینه‌سازی هوشمند به شکل موفقیت-آمیزی برای حل مسأله شناسایی سیستم مدل آزمایشی مرتبه ۳ با فیلترهای IIR مرتبه معادل عمل کردند و می‌توان یک DoR قابل-قبول (به‌ویژه از نقطه نظر IoS) به ازای الگوریتم IPO و BBO و از جهت دقت شناسایی PSO و GSA) به آن‌ها اطلاق کرد. با این وجود شاخص DoR بیانگر ضمانت و تصدیق رویکرد پیشنهادی مبتنی بر

• نمونه اول: شناسایی سیستم IIR مرتبه پایین ($N=3$)

تابع انتقال سیستم ناشناخته مدل IIR معیار برای این حالت از شناسایی سیستم مطابق رابطه (۶) داده شده است [۳۷،۳۶،۳۲،۱۵].

$$H[z^{-1}] = \frac{-0.2 - 0.4z^{-1} + 0.5z^{-2}}{1 - 0.6z^{-1} + 0.25z^{-2} - 0.2z^{-3}} \quad (6)$$

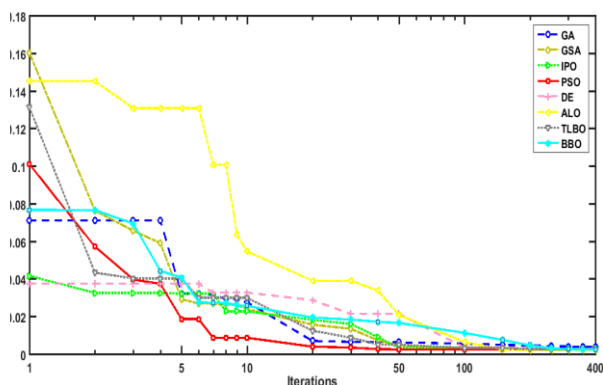
حالت الف) شناسایی با مرتبه معادل

در این حالت، هدف مدل‌سازی سیستم معیار مرتبه ۳ رابطه (۶) با استفاده از مدل‌های فیلتر IIR با مرتبه مشابه ($N=3$) مطابق تابع تبدیل رابطه (۷) است به گونه‌ای که کمترین خطا (بهترین حداقل) مقدار برازندگی معادل) حاصل شود.

$$H[z^{-1}] = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2}}{1 - a_1z^{-1} - a_2z^{-2} - a_3z^{-3}} \quad (7)$$

شکل ۳ نمودارهای همگرایی تابع برازندگی را برای حالت الف) شناسایی سیستم IIR مرتبه ۳ نشان می‌دهد. مطابق شکل ۳ به ترتیب الگوریتم‌های GSA، IPO، BBO و PSO بهترین همگرایی را در میل به مدل بهینه در حداقل تعداد تکرار را دارند. اگرچه PSO در شناسایی سیستم هدف موفق بوده ولی در تناظر با مانور اولیه فرایند همگرایی روش‌های GSA، IPO و BBO قابل مقایسه نیست. در

GA، تکامل تفاضلی DE به همراه دو روش فرا ابتکاری هوش گروهی BBO در واکاوی فضای جستجو تا تکرارهای پایانی است که مطابق انتظار و مکانیزم جستجوی تکاملی و هوش گروهی آن‌ها است. شایان به ذکر است که با توجه به قابلیت کاربری آفلاین و آنلاین شناسایی سیستم وفقی برای مدل‌سازی سیستم‌های بلادرنگ، هر دو مکانیزم همگرایی دو دسته الگوریتم‌ها در این حالت از شناسایی مطلوب است؛ چراکه مکانیزم همگرایی نسبتاً سریع و همچنین عملکرد مستمر و جستجوی پیوسته به راه‌حل بهینه، نقاط قوت روش‌های مفروض به‌ویژه روش جدید BBO است.



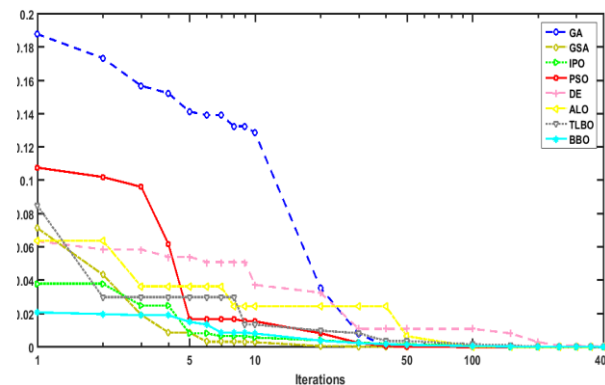
شکل ۵: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۶۰).

نتایج به ازای اجراهای منجر به مدل نهایی بهینه و غیر بهینه به-همراه تحلیل آماری مقادیر MSE حاصل از ۱۰۰ اجرای مستقل هر یک از الگوریتم‌ها در جدول ۴ آورده شده است. از آنجایی که همگرایی موفق و مداوم یک الگوریتم به راه‌حلی بهینه در فضای چندوجهی و غیرخطی این حالت از شناسایی و طراحی فیلتر وفقی IIR نشانگر عدد بالای معیار IoS و یک DoR مطلوب و قابل قبول است؛ در مقادیر جدول ۴ به‌وضوح مشخص است که روش TLBO با دستیابی به مدل بهینه در طول ۱۰۰ اجرا و موفقیت ۱۰۰ درصدی صحت شناسایی (با IoS=۱۰۰) عملکردی بی‌نظیر داشته است و به-ترتیب الگوریتم‌های IPO، BBO، PSO و GSA (با موفقیت بیش از ۷۵٪ درصدی در تعداد اجراهای منجر به راه‌حل بهینه) بهترین کاندیدها برای شناسایی این حالت هستند. در مقابل، روش GA تنها با ۲۰٪ اجرای موفق (مقدار IoS=۰/۲۵) بدترین عملکرد و به همراه الگوریتم‌های DE و ALO بهره‌وری ضعیفی را در بین تکنیک‌های هوشمند جمعیتی داشته‌اند.

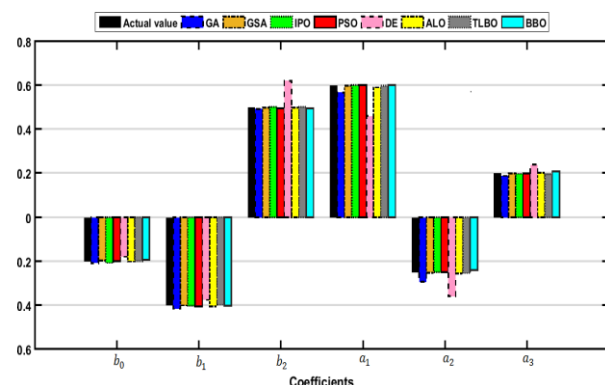
• نمونه دوم: شناسایی سیستم IIR مرتبه بالا (N=۵)

تابع تبدیل سیستم ناشناخته مورد نظر مطابق رابطه (۹) فرض شده که مربوط به یک مدل فیلتر IIR معیار مرتبه ۵ است [۳۶،۳۲،۱۵].

بازدهی، بهره‌وری و عملکرد مطلوب روش‌های بهینه‌سازی هوشمند در ساختار شناسایی سیستم به‌منظور طراحی و مدل‌سازی بهینه فیلترهای IIR است.



شکل ۳: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).



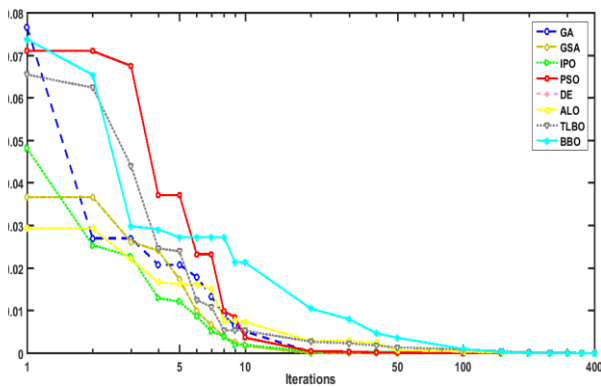
شکل ۴: نمایش گرافیکی ضرایب تخمینی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

حالت ب) شناسایی با مرتبه کاهش یافته

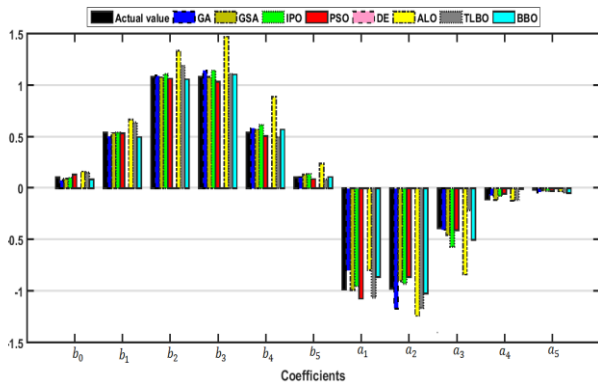
در این حالت، قابلیت مدل‌سازی سیستم مرتبه ۳ رابطه (۶) با یک فیلتر IIR وفقی با تابع تبدیل مرتبه ۲ مطابق رابطه (۸) مدل‌سازی و شبیه‌سازی می‌شود.

$$\hat{H}[z^{-1}] = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \quad (8)$$

در شکل ۵ منحنی‌های برازندگی MSE به ازای کلیه الگوریتم‌ها برای بهترین اجرا ترسیم شده است. شکل ۵ نشان می‌دهد که الگوریتم PSO سریع‌ترین همگرایی به حداقل برازندگی (در فضای چندوجهی مسأله مدل‌سازی با مرتبه کاهش یافته به ازای مدل آزمایشی موردنظر) را در کمتر از ۵۰ تکرار اولیه دارد. سه الگوریتم دیگر فرا ابتکاری هوش گروهی مبتنی بر جمعیت نیز (GSA، IPO و TLBO) با عملکردی به‌نسبت مشابه به حداقل سطح برازندگی‌شان در کمتر از ۵۰ تکرار اولیه همگرا شده‌اند. نکته بارز در شکل ۵ کاوش مستمر و تکاملی الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت زیستی



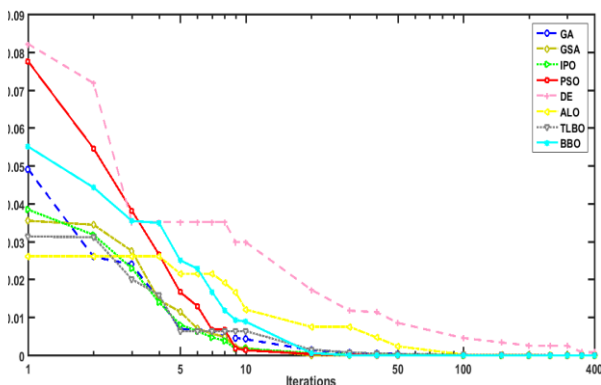
شکل ۶: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۵ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).



شکل ۷: نمایش گرافیکی ضرایب تخمینی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۵ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

حالت ب) شناسایی با مرتبه کاهش یافته

برای حالت شناسایی با مرتبه کاهش یافته سیستم آزمایشی مرتبه ۵ رابطه (۹)، یک فیلتر وقتی IIR با تابع تبدیل مرتبه ۴ مطابق رابطه (۱۱) مفروض و ضرایب عددی آن توسط الگوریتم‌های وقتی مذکور به صورت وقتی و تکرارشونده تنظیم می‌شود.



شکل ۸: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۵ با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۶۰).

$$\hat{H}[z^{-1}] = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2} - a_3 z^{-3} - a_4 z^{-4}} \quad (11)$$

$$H[z^{-1}] = \frac{0.1084 + 0.5419z^{-1} + 1.0837z^{-2} + 1.0837z^{-3} + 0.5419z^{-4} + 0.1084z^{-5}}{1 + 0.9853z^{-1} + 0.9738z^{-2} + 0.3864z^{-3} + 0.1112z^{-4} + 0.0113z^{-5}} \quad (9)$$

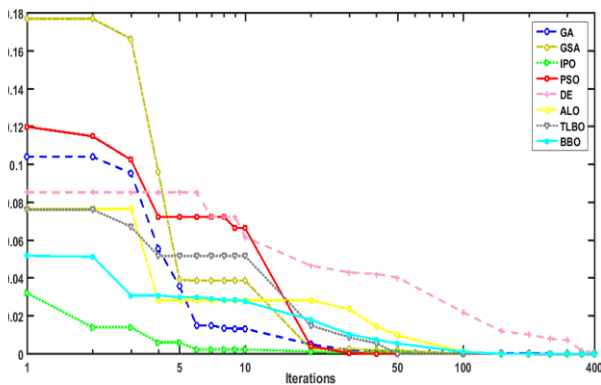
حال الف) شناسایی با مرتبه معادل

در این حالت از طراحی، تابع تبدیل مرتبه ۵ مطابق رابطه (۱۰) برای شناسایی و تخمین سیستم‌های فیلترینگ IIR با مرتبه معادل بکار گرفته می‌شود. هدف مدل‌سازی فیلترهایی بهینه با بالاترین دقت و تشابه به تابع انتقالی رابطه (۹) است.

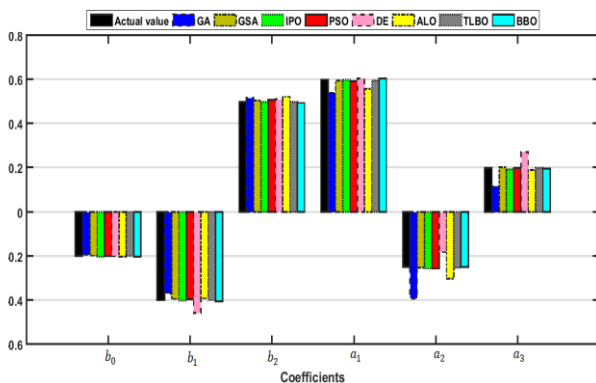
$$H[z^{-1}] = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2} - a_3 z^{-3} - a_4 z^{-4} - a_5 z^{-5}} \quad (10)$$

نمودارهای همگرایی الگوریتم‌ها در شکل ۶ نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۶ قابل مشاهده است، مشخصات همگرایی مطلوب بواسطه دو الگوریتم هوش جمعی هم‌خانواده GSA و IPO (هر دو مبتنی بر قوانین نیوتن) حاصل شده است. نکات بارز در شکل ۶ عملکرد همگرایی اولیه نامطلوب PSO و فرآیند کاوش مداوم و با شیب تند GA، TLBO، IPO و BBO در مانور اولیه آن‌ها در جستجوی ضرایب فیلتر مرتبه بالا و ادامه این روند در طول تکرارهای الگوریتم توسط روش‌های IPO و BBO است که منجر به ارائه تضمینی راه‌حل بهینه در غالب اجراها می‌شود. نکته منفی بارز در این حالت همگرایی مداوم روش تکاملی DE به راه‌حل غیربهینه در طول ۱۰۰ اجرای مستقل آن است که بدون منحی همگرایی و در جدول نتایج نیز مشخص است.

نمایش گرافیکی ضرایب فیلتر تخمینی در شکل ۷ و مقادیر عددی متناظرشان در جدول ۵ همراه با مقادیر برازندگی جدول ۶ بیانگر برتری غالب الگوریتم IPO نسبت به سایر روش‌های وقتی بهینه‌سازی است. اما نتایج IoS بیانگر موفقیت و عملکرد مطلوب نسبی کلیه الگوریتم‌ها در این حالت از شناسایی سیستم است. حد پایین مقادیر IoS به دلیل سطح خطای پیچیده این حالت از طراحی، عدم همگرایی به پاسخ بهینه در طول ۱۰۰ اجرا و مقدار نامطلوب‌ترین مقدار معیار IoS=۰ به ازای الگوریتم DE و دیگری مقدار واریانس صفر مقادیر MSE به ازای روش‌های GA، ALO و TLBO و تنها موفقیت ۱ درصدی آن‌ها در شناسایی صحیح سیستم ناشناخته از نکات قابل توجه در این حالت هستند. اگرچه همانطور که قبلاً ذکر شد با توجه به تعداد کم تکرار در نظر گرفته شده ۴۰۰ (برای کاربرد بلادرنگ و سریع) و سطح خطای این حالت، عملکرد کلی روش‌ها مطلوب بوده است.



شکل ۹: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۲۰).



شکل ۱۰: نمایش گرافیکی ضرایب تخمینی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۲۰).

حالت ب) شناسایی با مرتبه کاهش یافته ($N=2$)

در شکل ۱۱ و جدول ۱۰ نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم‌های پیشنهادی به ازای اندازه جمعیت ۲۰ برای طراحی بهینه فیلترهای وفقی IIR مرتبه کاهش یافته ۲ ارائه شده است. مطابق شکل ۱۱، بجز عملکرد نسبتاً تکراری و نامطلوب دو الگوریتم معروف و جدید DE و ALO و همچنین فرآیند بهینه‌سازی پیوسته و پویای روش قدرتمند BBO، هر یک از الگوریتم‌ها در حداقل تکرار کمتر از ۵۰ به سطح برازندگی‌شان رسیده‌اند. در تناظر با نتایج شکل ۵ و جدول ۴، کاهش عملکرد بهینه کلیه روش‌ها به‌ویژه GA و PSO و BBO در ازای مشخصات همگرایی و کاهش محسوس مقدار IoS شان و عملکرد GSA نیز با کاهش حدود ۵۱٪ مقدار IoS و مقادیر واریانس و انحراف معیار مقادیر برازندگی آن مشهود است.

برآورد کلی منحنی‌های همگرایی شکل ۸ و نتایج جدول ۷ نشان دهنده تشابه عملکرد مطلوب شش الگوریتم GA، GSA، IPO، PSO، BBO و TLBO بر حسب مشخصات همگرایی به حداقل برازندگی، دقت ضرایب تخمینی، مقادیر MSE و مقدار IoS هستند. همچنین عدم موفقیت الگوریتم‌های DE و ALO تنها با ۲ و یک اجرای موفق و بهینه با $IoS=0/02$ و $IoS=0/01$ نسبت به سایر الگوریتم‌ها و با توجه به مرتبه بالای فیلتر طراحی شده و چالش سطح خطای طراحی در این حالت، بیانگر اثربخشی و شاخص عملکردی شایسته به ترتیب به ازای الگوریتم‌های IPO، GSA، BBO است.

• اثر کاهش اندازه جمعیت بر روی عملکرد الگوریتم‌های

وفقی بهینه‌سازی هوشمند در شناسایی سیستم IIR

همانطور که در بخش دوم بیان شد، اندازه جمعیت یکی از عوامل اثرگذار بر روی عملکرد و بازدهی الگوریتم‌های مورد بحث در این پژوهش است. به‌طوری که اندازه جمعیت زیاد موجب افزایش زمان اجرا و تأخیر همگرایی خواهد شد. در مقابل، یک اندازه جمعیت کم احتمال همگرایی زودرس را میسر می‌سازد. بنابراین اتخاذ یک اندازه جمعیت مناسب برای دستیابی به نتایج مطلوب و بهینه در حداقل زمان اجرا امری ضروری است. این بخش نتایج حاصل از پیاده‌سازی مسئله شناسایی سیستم IIR نمونه آزمایشی اول مرتبه ۳ را برای دو حالت با مرتبه معادل و کاهش یافته جهت به ازای تعداد جمعیت ۲۰ واری می‌کند.

حالت الف) شناسایی با مرتبه معادل ($N=3$)

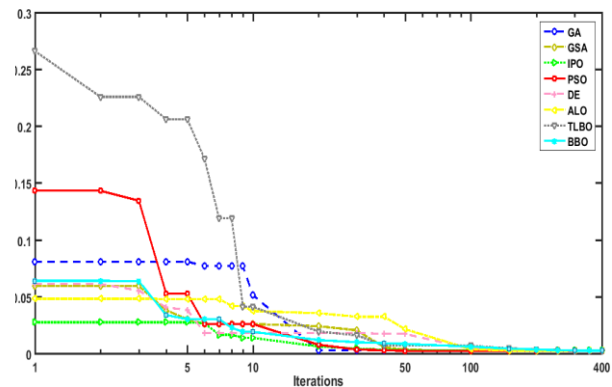
نمایش منحنی‌های همگرایی، ضرایب فیلتر تخمینی و نتایج آماری این حالت نیز به ترتیب در شکل‌های ۹، ۱۰ و جدول‌های ۸ و ۹ گزارش شده‌اند. در شکل ۹ روشن است که IPO و BBO به دلیل توانایی جستجوی مستمر و پیوسته، دارای یک قدرت مانور اولیه برتر و رویه‌ای تدریجی برای تنظیم صحیح پارامترهای فیلتر وفقی IIR هستند. علاوه بر این‌ها روش‌های GA، GSA، TLBO و PSO نیز پس از یک مانور اولیه نامطلوب به سطح برازندگی‌شان در حدود ۵۰ تکرار اولیه دست یافته‌اند. در مقابل روش‌های DE و ALO باز هم با یک مکانیزم همگرایی نامطلوب به حداقل تعداد راه بهینه (به ترتیب با مقدار معیار IoS برابر با ۰/۱۵ و ۰/۲۵) نیز دست یافته‌اند. به‌طور کلی و با توجه به مشخصات همگرایی الگوریتم‌ها، مقادیر آماری MSE و مقادیر IoS، برتری نسبی در این حالت از شناسایی با جمعیت ۲۰ و سطح خطای چندوجهی این نمونه از شناسایی سیستم وفقی IIR به ترتیب معطوف به عملکرد IPO، TLBO، BBO و GSA است.

نیز می‌توان اذعان کرد که مطابق انتظار در ازای کاهش اندازه جمعیت، فرآیند اجرایی الگوریتم‌ها برای طراحی یک فیلتر قابل قبول بیشتر به طول خواهد انجامید. به گونه‌ای که در مقایسه با نتایج حالت (الف) نمونه اول، علی‌رغم کاهش چشمگیر مقادیر IoS (موفقیت کمتر از ۵۰٪ برای کلیه الگوریتم‌ها)، برتری محسوس الگوریتم PSO حفظ و می‌توان به ترتیب PSO، IPO، GSA، TLBO، BBO و GA را به ترتیب بهترین انتخاب‌ها در نظر گرفت و از همین رو شاخص قابل قبول DoR را به آن‌ها اطلاق کرد.

در پایان به منظور واکاوی عملکرد روش‌های بهینه‌سازی هوشمند با تکنیک‌های مرسوم جستجوی گرادیانی در ساختار شناسایی سیستم، مقایسه‌ای از نتایج الگوریتم‌های منتخب مفروض با روش‌های وفقی مرتبط موجود با مدل پیشنهادی در مقاله در جدول‌های ۱۲ و ۱۳ گزارش شده است. در جدول ۱۲ نتایج مقایسه میان الگوریتم‌های وفقی بهینه‌سازی هوشمند منتخب (بر اساس نتایج جدول ۳) و مبتنی بر گرادیان به ازای حالت شناسایی سیستم مرتبه معادل نمونه اول ($N=3$) لیست شده است. بدین منظور نتایج روش‌های حداقل میانگین مربع LMS ^{۲۳}، حداقل میانگین مربع افزایشی $ILMS$ و حداقل میانگین مربع پخشی $DLMS$ ^{۲۵} مطابق مرجع [۴۹] در یک ساختار شناسایی سیستم مشابه اقتباس شده است. در جدول ۱۳ نیز مقایسه‌ای میان نتایج روش‌های وفقی بهینه‌سازی هوشمند منتخب (بر اساس نتایج جدول ۷) با عملکرد الگوریتم مرسوم و قدرتمند مبتنی بر گرادیان حداقل مربع بازگشتی RLS ^{۲۶} (مطابق مرجع [۵۰]) به ازای حالت شناسایی سیستم مرتبه کاهش یافته نمونه دوم ($N=5$) گزارش شده است. از مشاهده مقادیر جدول‌های ۱۲ و ۱۳ استنباط می‌شود که عملکرد کلی روش‌های بهینه‌سازی هوشمند قابل رقابت و از جهت سادگی و سهولت ساختار، ملاحظات و محاسبات پیاده‌سازی و بکارگیری‌شان نیز نسبت به روش‌های سنتی مبتنی بر گرادیان قابل قبول‌تر نیز است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله با بهره‌گیری از معیارهای جدید و مؤثر شاخص موفقیت IoS، درجه اطمینان DoR به همراه شاخص برازندگی میانگین مربع خطا MSE، عملکرد، بازدهی و اثربخشی یک دسته پر کاربرد، مرسوم و جدید از تکنیک‌های بهینه‌سازی هوشمند تکاملی و فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت به نام الگوریتم‌های تکاملی و هوش جمعی (GA)، DE، GSA، IPO، PSO، ALO، TLBO و برای اولین بار الگوریتم قدرتمند (BBO) تحت ساختار شناسایی سیستم به منظور طراحی بهینه و هوشمند فیلترهای دیجیتال وفقی پاسخ ضربه نامتناهی IIR



شکل ۱۱: نمودارهای همگرایی به ازای شناسایی سیستم معیار مرتبه ۳ با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۲۰).

نکته مهم برتری چشمگیر و ثبات عملکرد الگوریتم IPO و پیشی - گرفتن از روش GSA و سایر روش‌های تکاملی و هوش جمعی در ازای سرعت و فرایند همگرایی، مقادیر MSE و IoS است که با توجه اهمیت چگونگی عملکرد، بازدهی و بهره‌وری روش‌ها در حالت شناسایی سیستم با مرتبه کاهش یافته، بهترین انتخاب و بالاترین درصد DoR را خواهد داشت.

به منظور برآورد کلی عملکرد و کارایی روش‌های مفروض، نتایج جدول ۱۱ حاصل ارزیابی مشخصات همگرایی منحنی برازندگی هر یک از الگوریتم‌ها، میانگین زمانی، مقدار متوسط مقادیر MSE (حداقل، حداکثر، میانگین، واریانس و انحراف معیار) و میانگین شاخص IoS (مطابق نتایج جداول ۲ تا ۱۰) و در نتیجه آن‌ها درصد مطلوبیت شاخص DoR به ازای بهترین اجرای الگوریتم‌ها برای کلیه حالت‌های شناسایی سیستم IIR گزارش شده است. با ارزیابی کلی مقادیر بخش شناسایی سیستم IIR با مرتبه پایین ($N=3$) با جمعیت ۶۰ می‌توان گفت که الگوریتم PSO با توجه به سرعت همگرایی بالاتر (مشخصات همگرایی مطلوب)، سطوح برازندگی MSE کمتر و میانگین زمان اجرا، روش IPO با ارائه مقادیر مطلوب معیار IoS ($IoS=6/77$ و $IoS=10/22$ و میانگین کلی $8/50$) بعلاوه حداقل متوسط MSE در هر دو حالت شناسایی و روش جدید پیشنهادی BBO نیز با حداقل میانگین زمانی برابر با $19/26$ ثانیه به همراه میانگین IoS برابر با $5/86$ از جمله بهترین انتخاب‌ها با بهترین عملکرد و مطلوب‌ترین DoR را به خود اختصاص داده‌اند.

از نتایج مربوط به بخش شناسایی سیستم مرتبه بالا ($N=5$) نیز می‌توان شاخص DoR مطلوب را به ترتیب به روش‌های فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت IPO، PSO و GSA و به طور نسبی به الگوریتم‌های GA و BBO به لحاظ مشخصات همگرایی، مدت زمان اجرا و حصول راه‌حل بهینه و دقت و سطوح MSE شان اطلاق کرد و در مقابل DoR غیر قابل قبولی را به سایر روش‌های مفروض تخصیص داد. با برآورد کلی نتایج بخش شناسایی سیستم IIR مرتبه پایین ($N=3$)

مورد ارزیابی قرار گرفت. از نتایج و تحلیل‌ها آشکار شد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی بهینه‌سازی وفقی مذکور دارای پتانسیل خوبی در کاوش مجموعه‌های بهینه از ضرایب فیلتر هستند و می‌توانند با وجود چالش طراحی این‌گونه فیلترها (سطح خطای طراحی پیچیده و چندوجهی)، در حداقل زمان و تکرار اجرا، یک مدل بهینه را تخمین و مدل‌سازی نمایند. با برآورد کلی نتایج در قالب کیفیت راه‌حل‌های به‌دست آمده (مدل‌های بهینه)، نمودارهای همگرایی، برآوردهای آماری برازندگی‌ها و زمان اجرا، مقادیر IoS، برتری و بازدهی روش‌های پیشنهادی در مسأله شناسایی سیستم IIR به‌ویژه به ازای الگوریتم‌های هوش

جمعی PSO, IPO, BBO, GSA و نسبتاً TLBO در قالب شاخص DoR احراز شد. در نتیجه می‌توان گفت که الگوریتم بهینه‌سازی هوشمند بدون شک یک راهکار مفید و گزینه‌ای شایسته در قبال روش‌های وفقی مبتنی بر گرایان به‌عنوان الگوریتم‌های وفقی تحت ساختار شناسایی سیستم هستند. بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی به‌همراه الگوریتم‌های مذکور برای افزایش دقت مدل‌سازی و همچنین فازی‌سازی مقادیر کنترلی الگوریتم‌ها جهت بهبود فرایند کاوش و بهره‌وری‌شان از جمله خط‌مشی‌ها برای پژوهش‌های آتی می‌باشند.

جدول ۲: ضرایب فیلتر تخمینی برای شناسایی سیستم مرتبه ۳ با استفاده از فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

ضرایب مخرج			ضرایب صورت			الگوریتم	مقدار
a_3	a_2	a_1	b_2	b_1	b_0		
۰/۲	-۰/۲۵	۰/۶	۰/۵	-۰/۴	-۰/۲		مقادیر اصلی
۰/۱۸۹۱	-۰/۲۹۳۲	۰/۵۶۷۹	۰/۴۹۳۹	-۰/۴۱۵۸	-۰/۲۰۸۴	GA	مقادیر تخمینی
۰/۲۰۰۴	-۰/۲۵۱۴	۰/۵۹۸۵	۰/۵۰۰۰	-۰/۴۰۰۴	-۰/۱۹۷۲	GSA	
۰/۱۹۸۰	-۰/۲۴۹۵	۰/۶۰۲۰	۰/۵۰۲۷	-۰/۴۰۲۲	-۰/۲۰۶۸	IPO	
۰/۲۰۰۰	-۰/۲۴۹۱	۰/۶۰۱۱	۰/۴۹۶۰	-۰/۴۰۵۳	-۰/۱۹۸۴	PSO	
۰/۲۳۹۸	-۰/۳۵۸۴	۰/۴۶۱۵	۰/۶۲۰۹	-۰/۳۷۶۰	-۰/۱۷۹۳	DE	
۰/۲۰۳۵	-۰/۲۵۵۰	۰/۵۹۱۶	۰/۴۹۹۵	-۰/۴۰۴۳	-۰/۲۰۰۹	ALO	
۰/۱۹۷۱	-۰/۲۵۳۷	۰/۵۹۸۳	۰/۵۰۲۸	-۰/۳۹۷۱	-۰/۱۹۹۳	TLBO	
۰/۲۰۹۷	-۰/۲۳۹۶	۰/۶۰۱۴	۰/۴۹۶۱	-۰/۴۰۱۶	-۰/۱۹۲۹	BBO	

جدول ۳: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۳ مدل‌شده با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه‌حل غیربهبینه	تعداد راه‌حل بهینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۵۱	۶۶	۳۴	۰/۰۰۱۸۰۱۶	$۳/۲۴۵۸ \times 10^{-۶}$	۰/۰۰۱۴۷۷۴	۰/۰۰۹۵۹۳۳	$۷/۸۶۰۴ \times 10^{-۵}$	GA
۲/۰۶	۳۲	۶۸	$۶/۹۴۰۷ \times 10^{-۵}$	$۴/۸۱۷۴ \times 10^{-۹}$	۰/۰۰۰۱۱۱۴	۰/۰۰۰۴۶۲۵	$۳/۹۴۴ \times 10^{-۱۰}$	GSA
۶/۷۷	۱۲	۸۸	$۳/۴۰۴۷ \times 10^{-۵}$	$۱/۱۵۹۲ \times 10^{-۹}$	$۹/۵۷۳۷ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۲۲۶۰	$۴/۷۷۹۹ \times 10^{-۵}$	IPO
۱/۳۰	۴۳	۵۷	$۱/۷۱۰۷ \times 10^{-۵}$	$۲/۹۲۶۴ \times 10^{-۱۰}$	$۷/۷۳۹۸ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۱۲۴۹	$۴/۵۲۹۸ \times 10^{-۵}$	PSO
۰/۱۶۱	۸۶	۱۴	۰/۰۰۰۲۶	$۶/۷۸۹۶ \times 10^{-۶}$	۰/۰۰۰۳۵	۰/۰۰۰۷۹	$۵/۹۹۸۸ \times 10^{-۴}$	DE
۰/۴۶۴	۶۸	۳۲	۰/۰۰۰۱۰۳۲	$۱/۰۶۴۵ \times 10^{-۸}$	۰/۰۰۰۱۴۶۲	۰/۰۰۰۳۸۷۶	$۵/۰۷۴۹ \times 10^{-۵}$	ALO
۰/۶۰۳	۶۲	۳۸	۰/۰۰۰۴۷۶۸	$۲/۲۷۳۶ \times 10^{-۷}$	۰/۰۰۰۳۱۷۶	۰/۰۰۰۲۱	$۶/۶۹۳۷ \times 10^{-۵}$	TLBO
۴/۹۴	۱۶	۸۴	$۶/۰۵۲۱ \times 10^{-۵}$	$۳/۶۶۲۷ \times 10^{-۹}$	۰/۰۰۰۱۱۵۵	۰/۰۰۰۳۷۵۶	$۶/۴۳۴۳ \times 10^{-۵}$	BBO

جدول ۴: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۳ مدل شده با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۶۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه‌حل غیربهبینه	تعداد راه‌حل بهبینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۲۵	۸۰	۲۰	۰/۰۰۰۵۲۷۵	$2/7823 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۴۹۰۶۳	۰/۰۰۵۷۵۰۴	۰/۰۰۴۰۵	GA
۳/۴۰	۲۲	۷۸	۰/۰۰۰۳۵۹۵	$1/2922 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۷۳۶۶	۰/۰۰۴۵۹۱۷	۰/۰۰۲۹۳۴۶	GSA
۱۰/۲۲	۸	۹۲	۰/۰۰۰۳۸۹۶	$1/518 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۶۷۲۵	۰/۰۰۴۴۱۹۴	۰/۰۰۲۹۴۰۲	IPO
۴/۰۵	۱۹	۸۱	۰/۰۰۰۴۶۴۸	$2/1602 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۷۱۰۶	۰/۰۰۵۰۰۰۹	۰/۰۰۲۷۹۵۵	PSO
۲/۲۶	۳۰	۷۰	۰/۰۰۰۱۸	$3/728 \times 10^{-6}$	۰/۰۰۴۸	۰/۰۰۱۰۵	۰/۰۰۲۹	DE
۱/۲۴	۴۴	۵۶	۰/۰۰۰۵۳۷۲	$2/8861 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۶	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۲۵	ALO
۱۰۰	۰	۱۰۰	۰/۰۰۰۶۹۴۷	$4/8262 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۲۷	TLBO
۶/۷۷	۱۲	۸۸	۰/۰۰۰۶۳۹۹	$4/943 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۶۷	۰/۰۰۲۸	BBO

جدول ۵: ضرایب فیلتر تخمینی برای شناسایی سیستم مرتبه ۵ با استفاده از فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

ضرایب مخرج					ضرایب صورت						الگوریتم	مقدار مقادیر اصلی
a_5	a_4	a_3	a_2	a_1	b_5	b_4	b_3	b_2	b_1	b_0		
-۰/۰۱۱۳	-۰/۱۱۱۲	-۰/۳۸۶۴	-۰/۹۷۳۸	-۰/۹۸۵۳	۰/۱۰۸۴	۰/۵۴۱۹	۱/۰۸۳۷	۱/۰۸۳۷	۰/۵۴۱۹	۰/۱۰۸۴		
-۰/۰۳۹۲	-۰/۰۶۷۱	-۰/۴۰۴۴	-۱/۱۶۷۸	-۰/۷۹۶۲	۰/۱۱۰۶	۰/۵۸۴۸	۱/۱۴۴۱	۱/۰۹۳۶	۰/۵۰۱۵	۰/۰۸۰۱	GA	
-۰/۰۲۱۰	-۰/۱۱۴۲	-۰/۴۵۴۹	-۰/۹۰۱۵	-۰/۹۸۹۱	۰/۱۳۴۱	۰/۵۷۲۱	۱/۰۸۲۲	۱/۰۷۸۹	۰/۵۳۸۸	۰/۰۹۱۴	GSA	
-۰/۰۲۵۶	-۰/۰۷۵۱	-۰/۵۶۸۱	-۰/۹۲۷۵	-۰/۹۵۱۷	۰/۱۳۸۷	۰/۶۱۶۶	۱/۱۴۵۹	۱/۱۱۰۰	۰/۵۴۳۰	۰/۱۰۴۵	IPO	
-۰/۰۲۶۱	-۰/۰۵۴۰	-۰/۴۰۵۴	-۰/۸۶۴۰	-۱/۰۷۲۵	۰/۰۸۹۸	۰/۵۰۷۳	۱/۰۳۴۰	۱/۰۶۵۳	۰/۵۳۶۴	۰/۱۳۵۰	PSO	
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	DE	
-۰/۰۲۹۸	-۰/۱۱۹۳	-۰/۸۳۹۲	-۱/۲۳۹۲	-۰/۷۹۳۶	۰/۲۳۹۴	۰/۸۸۸۳	۱/۴۷۲۳	۱/۳۳۵۰	۰/۶۶۶	۰/۱۶۴۳	ALO	
-۰/۰۴۳۱	-۰/۱۱۱۷	-۰/۲۱۱۸	-۱/۱۶۳۱	-۱/۰۶۱۹	۰/۰۸۶۲	۰/۴۹۷۹	۱/۱۱۲۶	۱/۱۹۲۰	۰/۶۴۰۹	۰/۱۵۴۸	TLBO	
-۰/۰۴۵۱	-۰/۰۱۱۰	-۰/۵۰۰۳	-۱/۰۲۱۸	-۰/۸۶۱۳	۰/۱۱۱۱	۰/۵۷۱۹	۱/۱۰۶۳	۱/۰۵۸۸	۰/۴۹۷۰	۰/۰۸۷۰	BBO	

جدول ۶: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۵ مدل شده با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۶۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه‌حل غیربهبینه	تعداد راه‌حل بهبینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۰۱	۹۹	۱	۰	۰	$8/8033 \times 10^{-10}$	$8/8033 \times 10^{-10}$	$8/8033 \times 10^{-10}$	GA
۰/۰۶	۹۴	۶	$1/8004 \times 10^{-10}$	$3/2413 \times 10^{-10}$	$7/7387 \times 10^{-10}$	$9/8739 \times 10^{-10}$	$4/8656 \times 10^{-10}$	GSA
۰/۰۶	۹۴	۶	$1/1977 \times 10^{-10}$	$1/4344 \times 10^{-10}$	$6/5836 \times 10^{-10}$	$8/1884 \times 10^{-10}$	$4/8542 \times 10^{-10}$	IPO
۰/۰۸	۹۳	۷	$1/6851 \times 10^{-10}$	$2/8395 \times 10^{-10}$	$8/0999 \times 10^{-10}$	$9/8948 \times 10^{-10}$	$5/1985 \times 10^{-10}$	PSO
۰	۱۰۰	۰	-	-	-	-	-	DE
۰/۰۱	۹۹	۱	۰	۰	$8/9300 \times 10^{-10}$	$8/9300 \times 10^{-10}$	$8/9300 \times 10^{-10}$	ALO
۰/۰۱	۹۹	۱	۰	۰	$1/1114 \times 10^{-10}$	$1/1114 \times 10^{-10}$	$1/1114 \times 10^{-10}$	TLBO
۰/۰۲	۹۸	۲	$1/6606 \times 10^{-10}$	$2/7577 \times 10^{-10}$	$8/9917 \times 10^{-10}$	$1/0166 \times 10^{-10}$	$7/8175 \times 10^{-10}$	BBO

جدول ۷: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۵ مدل شده با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۶۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه‌حل غیربهبینه	تعداد راه‌حل بهبینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۰۹	۹۲	۸	$6/7789 \times 10^{-10}$	$4/5953 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۱۵۲۴	۰/۰۰۰۲۸۳۱	$9/0526 \times 10^{-10}$	GA
۰/۲۰	۸۳	۱۷	$4/3547 \times 10^{-10}$	$1/8963 \times 10^{-10}$	$8/1244 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۰۲۴۱۳	$4/7195 \times 10^{-10}$	GSA
۰/۲۰	۷۷	۲۳	$1/5695 \times 10^{-10}$	$2/4634 \times 10^{-10}$	$8/2263 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۰۱۲۳۶	$5/8187 \times 10^{-10}$	IPO
۰/۰۶	۹۴	۶	$1/7583 \times 10^{-10}$	$3/0917 \times 10^{-10}$	$8/2009 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۰۱۰۵۸	$6/0534 \times 10^{-10}$	PSO
۰/۰۲	۹۸	۲	۰/۰۰۰۱۲۱۶	$1/4797 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۰۹۲۸۰	DE
۰/۰۱	۹۹	۱	-	-	۰/۰۰۰۱۲۶۲	۰/۰۰۰۱۲۶۲	۰/۰۰۰۱۲۶۲	ALO
۰/۱۱	۹۰	۱۰	۰/۰۰۰۴۸۳۷	$2/3392 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۰۳۳۵۱	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰۱۰۴۷	TLBO
۰/۱	۹۲	۸	$1/4688 \times 10^{-10}$	$2/1575 \times 10^{-10}$	$8/0318 \times 10^{-10}$	۰/۰۰۰۱۰۰۳	$7/7179 \times 10^{-10}$	BBO

جدول ۸: ضرایب فیلتر تخمینی برای شناسایی سیستم مرتبه ۳ با استفاده از فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۲۰).

ضرایب مخرج			ضرایب صورت			الگوریتم	مقدار
a_3	a_2	a_1	b_2	b_1	b_0		
۰/۲	-۰/۲۵	۰/۶	۰/۵	-۰/۴	-۰/۲		مقادیر اصلی
۰/۱۱۵۷	-۰/۳۹۱۸	۰/۵۴۱۷	۰/۵۱۷۲	-۰/۳۶۹۹	-۰/۱۹۴۳	GA	مقادیر تخمینی
۰/۲۰۲۰	-۰/۲۵۲۶	۰/۵۹۵۶	۰/۵۰۵۳	-۰/۳۹۴۳	-۰/۱۹۷۹	GSA	
۰/۱۹۴۲	-۰/۲۵۷۲	۰/۵۹۸۳	۰/۴۹۹۲	-۰/۴۰۱۷	-۰/۲۰۳۳	IPO	
۰/۲۰۰۳	-۰/۲۵۷۳	۰/۵۹۲۹	۰/۵۰۸۲	-۰/۳۹۶۶	-۰/۱۹۹۷	PSO	
۰/۲۷۱۸	-۰/۱۸۱۸	۰/۶۰۵۶	۰/۵۱۱۲	-۰/۴۵۷۷	-۰/۲۰۰۷	DE	
۰/۱۹۰۱	-۰/۳۰۱۸	۰/۵۵۸۲	۰/۵۲۲۰	-۰/۳۹۰۶	-۰/۲۰۱۹	ALO	
۰/۲۰۰۱	-۰/۲۵۳۳	۰/۵۹۶۷	۰/۴۹۹۷	-۰/۴۰۰۴	-۰/۱۹۸۸	TLBO	
۰/۱۹۵۹	-۰/۲۴۸۶	۰/۶۰۴۸	۰/۴۹۴۶	-۰/۴۰۵۹	-۰/۲۰۲۱	BBO	

جدول ۹: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۳ مدل شده با فیلتر IIR مرتبه معادل (جمعیت ۲۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه حل غیر بهینه	تعداد راه حل بهینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۲۸	۷۸	۲۲	۰/۰۰۲۰۶۷۹	$۴/۲۷۶۱ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۳۰۷۵۶	۰/۰۰۷۶۵۹۶	۰/۰۰۰۲۴۶۵	GA
۰/۴۴	۶۹	۳۱	۰/۰۰۰۱۲۴۲	$۱/۵۴۲۳ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۱۸۹۶	۰/۰۰۰۵۳۰۴	$۶/۰۷۷۶ \times 10^{-۱۰}$	GSA
۰/۷۴	۵۷	۴۳	$۵/۵۵۴۸ \times 10^{-۱۰}$	$۳/۰۸۵۶ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۱۱۲۰	۰/۰۰۰۳۳۲۵	$۵/۸۷۵۵ \times 10^{-۱۰}$	IPO
۰/۹۴	۵۱	۴۹	$۷/۰۳۰۲ \times 10^{-۱۰}$	$۴/۹۴۲۴ \times 10^{-۱۰}$	$۹/۳۸۵۲ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۵۵۹۵	$۶/۱۲۴۶ \times 10^{-۱۰}$	PSO
۰/۱۵	۸۸	۱۲	۰/۰۰۰۳۲	$۹/۹۶۲۸ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۲۶	۰/۰۰۰۸۹	۰/۰۰۰۶۰۵۱	DE
۰/۲۵	۸۰	۲۰	۰/۰۰۰۱۲	$۱/۳۶۷۲ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۷۹۴۵	۰/۰۰۰۳۷	۰/۰۰۰۱۰۲۷	ALO
۰/۷۷	۵۶	۴۴	۰/۰۰۰۱۱	$۱/۳۰۴۸ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۸۱۷۲	۰/۰۰۰۳۶	$۵/۲۲۸۵ \times 10^{-۱۰}$	TLBO
۰/۵۱	۶۶	۳۴	۰/۰۰۰۲۳۲۴	$۵/۳۹۹۲ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۲۴۵۵	۰/۰۰۰۸۳۸۷	$۷/۹۱۷۴ \times 10^{-۱۰}$	BBO

جدول ۱۰: نتایج و تحلیل آماری مقادیر به ازای سیستم مرتبه ۳ مدل شده با فیلتر IIR مرتبه کاهش یافته (جمعیت ۲۰).

ضریب موفقیت (IoS)			میانگین مربع خطا (MSE)					الگوریتم
IoS	تعداد راه حل غیر بهینه	تعداد راه حل بهینه	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۱۹	۸۴	۱۶	۰/۰۰۰۸۰۳۳	$۶/۴۵۲۳ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۴۶۵۶۴	۰/۰۰۵۴۴۲۱	۰/۰۰۳۱۷۵۹	GA
۰/۶۰	۶۲	۳۸	۰/۰۰۰۶۶۲۸	$۴/۳۹۳۴ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۳۷۹۹۸	۰/۰۰۵۲۴۰۹	۰/۰۰۲۸۶۰۱	GSA
۹/۱۰	۹	۹۱	۰/۰۰۰۳۶۵۹	$۱/۳۳۸۶ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۳۶۶۱۷	۰/۰۰۴۴۹۸۵	۰/۰۰۲۹۸۲۲	IPO
۲/۰۶	۳۲	۶۸	۰/۰۰۰۳۵۹۵	$۱/۲۹۲۲ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۳۷۴۵۳	۰/۰۰۴۵۳۲	۰/۰۰۲۸۹۲۴	PSO
۰/۹۱	۵۲	۴۸	۰/۰۰۰۱۱	$۱/۲۷۰۱ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۴۴	۰/۰۰۰۷۶	۰/۰۰۰۳۳	DE
۰/۷۱۲	۵۸	۴۲	۰/۰۰۰۴۵۶۰	$۲/۰۷۹۰ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۳۸	۰/۰۰۰۴۷	۰/۰۰۰۳۱	ALO
۱۹/۲	۴	۹۶	۰/۰۰۰۶۶۹۹	$۴/۴۸۷۲ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۳۸	۰/۰۰۰۶۹	۰/۰۰۰۲۹	TLBO
۰/۸۴	۵۴	۴۶	۰/۰۰۰۵۲۳۰	$۲/۷۳۴۸ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۳۹	۰/۰۰۰۵۰	۰/۰۰۰۳۱	BBO

جدول ۱۲: مقایسه میان روش‌های بهینه‌سازی هوشمند و مبتنی بر گرادیان به ازای حالت شناسایی سیستم مرتبه معادل نمونه اول ($N=3$).

روش‌های بهینه‌سازی هوشمند منتخب			روش‌های مبتنی بر گرادیان			ضرایب اصلی	نمونه اول ($N=3$)
BBO	PSO	IPO	[49] DLMS	[49] ILMS	[49] LMS		
-۰/۱۹۲۹	-۰/۱۹۸۴	-۰/۲۰۶۸	-۰/۳۷۸	-۰/۳۵۲۱	-۰/۳۱۱۵	-۰/۲	ضرایب فیلتر تعیینی
-۰/۴۰۱۶	-۰/۴۰۵۳	-۰/۴۰۲۲	-۰/۲۲۳۶	-۰/۱۴۲۴	-۰/۰۸۷۶	-۰/۴	
۰/۴۹۶۱	۰/۴۹۶۰	۰/۵۰۲۷	۰/۵۰۰۲	۰/۴۳۳۱	۰/۳۷۰۹	۰/۵	
۰/۶۰۱۴	۰/۶۰۱۱	۰/۶۰۲۰	۰/۲۵۴۱	۰/۱۲۵۵	۰/۱۲۸۲	۰/۶	
-۰/۲۳۹۶	-۰/۲۴۹۱	-۰/۲۴۹۵	۰/۰۱۳۹	-۰/۰۴۰۱	۰/۰۳۵۴	-۰/۲۵	
۰/۲۰۹۷	۰/۲۰۰۰	۰/۱۹۸۰	۰/۰۴۹۷	-۰/۰۰۸۷	۰/۰۶۴۴	۰/۲	
۰/۰۳۴۱	۰/۰۱۲۹	۰/۰۱۶۲	۱/۱۱۴۷	۱/۳۶۹۷	۱/۴۴۵۸	دقت ضرایب	
$۶/۴۳۴۳ \times 10^{-۱۰}$	$۴/۵۲۹۸ \times 10^{-۱۰}$	$۴/۷۷۹۹ \times 10^{-۱۰}$	۰/۱۴۰۶	۰/۱۳۶۶	۰/۱۳۰۴	برازندگی (MSE)	

جدول ۱۳: مقایسه میان روش‌های بهینه‌سازی هوشمند و مبتنی بر گرادیان به ازای حالت شناسایی سیستم مرتبه کاهش یافته نمونه دوم ($N=5$).

ضریب موفقیت (IoS)		میانگین مربع خطا (MSE)						روش	
IoS	تعداد راه حل غیربهبوده	تعداد راه حل بهبود یافته	انحراف معیار	واریانس	میانگین	حداکثر	حداقل	RLS [5۰]	مبتنی بر گرادیان
۱۰۰	۰	۱۰۰	۰	۰	۶-	۶-	۶-		
۰/۲۰	۸۳	۱۷	$۴/۳۵۴۷ \times 10^{-۱۰}$	$۱/۸۹۶۳ \times 10^{-۱۰}$	$۸/۱۲۴۴ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۲۴۱۳	$۴/۷۱۹۵ \times 10^{-۱۰}$	GSA	بهینه‌سازی هوشمند
۰/۳۰	۷۷	۲۳	$۱/۵۶۹۵ \times 10^{-۱۰}$	$۲/۴۶۳۴ \times 10^{-۱۰}$	$۸/۲۲۶۳ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۱۲۳۶	$۵/۸۱۸۷ \times 10^{-۱۰}$	IPO	
۰/۱	۹۲	۸	$۱/۴۶۸۸ \times 10^{-۱۰}$	$۲/۱۵۷۵ \times 10^{-۱۰}$	$۸/۰۳۱۸ \times 10^{-۱۰}$	۰/۰۰۰۱۰۰۳	$۷/۷۱۷۹ \times 10^{-۱۰}$	BBO	

مراجع

- [11] M. Macas, A.P. Bhondekar, R. Kumar, R. Kaur, J. Kuzilek, V. Gerla, L. Lhotska, P. Kapur, "Binary social impact theory based optimization and its applications in pattern recognition," *Neurocomputing*, vol. 132, pp. 85–96, 2014.
- [12] R. S. Chauhan and S. K. Arya, "An application of swarm intelligence for the design of IIR digital filters," *International Journal of Swarm Intelligence*, vol. 1, no. 1, pp. 3–18, 2013.
- [13] R. Singh and H. K. Verma, "Teaching-learning-based Optimization Algorithm for Parameter Identification in the Design of IIR Filters," *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, vol. 94, no. 4, pp. 285–294, 2014.
- [14] C. Dai, W. Chen, and Y. Zhu, "Seeker Optimization Algorithm for Digital IIR Filter Design," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 5, pp. 1710–1718, May 2010.
- [15] S. K. Saha, R. Kar, D. Mandal, and S. P. Ghoshal, "Harmony search algorithm for infinite impulse response system identification," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 40, no. 4, pp. 1265–1285, 2014.
- [16] J. Van de Vegte, *Fundamentals of Digital Signal Processing*, (Prentice Hall, NJ), 2001.
- [17] P. Upadhyay, R. Kar, D. Mandal, and S. P. Ghoshal, "A new design method based on firefly algorithm for IIR system identification problem," *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, vol. 28, no. 2, pp. 174–198, 2014.
- [18] Z.M. Hussain, A.Z. Sadik, P. O'Shea, *Digital Signal Processing – An Introduction with MATLAB Applications*, Springer-Verlag, 2011.
- [19] E. Ifeakor, B.W. Jervis, *Digital signal processing, a practical approach*, Pearson Edu., 2013.
- [20] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "Filter modeling using gravitational search algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 1, pp. 117–122, 2011.
- [1] X.-S. Yang, *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*, John Wiley & Sons, 2010.
- [2] A. Antoniou, *Digital Filters: Analysis, Design and Applications*, New Delhi: Tata McGraw Hill, New Delhi, 2005.
- [3] X.-S. Yang, *Recent Advances in Swarm Intelligence and Evolutionary Computation*, vol. 585. Springer, 2015.
- [4] O. Watanabe and T. Zeugmann, *Stochastic Algorithms: Foundations and Applications: 5th International Symposium, SAGA 2009 Sapporo, Japan, October 26-28, 2009 Proceedings*, vol. 5792. Springer Science & Business Media, 2009.
- [5] F. Tao, L. Zhang, and Y. Laili, *Configurable Intelligent Optimization Algorithm: Design and Practice in Manufacturing*, Springer International Publishing, 2015.
- [6] X. Yang, "Swarm-based metaheuristic algorithms and no-free-lunch theorems," *Theory and New Applications of Swarm Intelligence*, 2012.
- [7] S. Dehuri, A. K. Jagadev, and M. Panda, *Multi-objective Swarm Intelligence: Theoretical Advances and Applications*, vol. 592. Springer, 2015.
- [8] M. S. Morley and C. Tricarico, "A Comparison of Population-based Optimization Techniques for Water Distribution System Expansion and Operation," *Procedia Engineering*, vol. 89, pp. 13–20, 2014.
- [9] T. Sousa, A. Silva, A. Neves, "Particle Swarm based Data Mining Algorithms for classification tasks," *Parallel Computing*, vol. 30, no. 5, pp. 767–783, 2004.
- [10] Y. Valle, G.K. Venayagamoorthy, S. Mohagheghi, "Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems," *IEEE Transactions on Evolutionary on Computation*, vol. 12, no. 2, pp. 171–195, 2008.

- optimization algorithm,” *Applied Intelligence*, pp. 1–18, 2017 (In Press).
- [36] P. Lagos-Eulogio, J. C. Seck-Tuoh-Mora, N. Hernandez-Romero, and J. Medina-Marin, “A new design method for adaptive IIR system identification using hybrid CPSO and DE,” *Nonlinear Dynamics*, vol. 88, no. 4, pp. 2371–2389, 2017.
- [37] M. Kumar, T. K. Rawat, and A. Aggarwal, “Adaptive infinite impulse response system identification using modified-interior search algorithm with Lévy flight,” *ISA Transactions*, vol. 67, pp. 266–279, 2017.
- [38] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, “GSA: a gravitational search algorithm,” *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232–2248, Jun. 2009.
- [39] S.-C. Chu and P.-W. Tsai, “Computational intelligence based on the behavior of cats,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 3, no. 1, pp. 163–173, 2007.
- [40] M. H. Mozaffari, H. Abdy, and S.-H. Zahiri, “IPO: an inclined planes system optimization algorithm,” *Computing & Informatics*, vol. 35, no. 1, pp. 222–240, 2016.
- [41] A. Mohammadi and S. H. Zahiri, “Analysis of swarm intelligence and evolutionary computation techniques in IIR digital filters design,” in *2016 1st Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC)*, 2016, pp. 64–69.
- [42] R. Storn and K. Price, “Differential evolution—A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces,” *Journal of Global Optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
- [43] S. Das and P. N. Suganthan, “Differential evolution: A survey of the state-of-the-art,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 15, no. 1, pp. 4–31, 2011.
- [44] S. Mirjalili, “Ant lion optimizer,” *Advances in Engineering Software*, vol. 83, pp. 80–98, 2015.
- [45] R. V. Rao and V. Patel, “An elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems,” *International Journal of Industrial Engineering Computations*, vol. 3, no. 4, pp. 535–560, 2012.
- [46] D. Simon, “Biogeography-based optimization,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 6, pp. 702–713, 2008.
- [47] L. Raudenská, “Swarm-based optimisation,” *Quality Innovation Prosperity*, vol. XIII, no. 1, pp. 45–52, 2009.
- [48] Y. Tan, Y. Shi, F. Buarque, A. Gelbukh, S. Das, and A. Engelbrecht, *Advances in Swarm and Computational Intelligence: 6th International Conference, ICSI 2015, held in conjunction with the Second BRICS Congress, CCI 2015, Beijing, China, June 25-28, 2015*, Proceedings, vol. 9140. Springer.
- [49] M. Dash, T. Panigrahi, and R. Sharma, “Distributed parameter estimation of IIR system using diffusion particle swarm optimization algorithm,” *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, pp. 1-10, 2017 (In press).
- [50] T. Mostajabi, J. Poshtan, and Z. Mostajabi, “IIR model identification via evolutionary algorithms,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 44, no. 1, pp. 87–101, 2013.
- [21] N. Karaboga, “A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters,” *Journal of the Franklin Institute*, vol. 346, no. 4, pp. 328–348, May 2009.
- [22] M. Sharifi and H. Mojallali, “Design of iir digital filter using modified chaotic orthogonal imperialist competitive algorithm (research note),” *International Journal of Engineering-Transactions A: Basics*, vol. 27, no. 7, pp. 1033, 2014.
- [23] G. Panda, P. M. Pradhan, and B. Majhi, “IIR system identification using cat swarm optimization,” *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 10, pp. 12671–12683, 2011.
- [24] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, vol. 412. Addison-wesley Reading Menlo Park, 1989.
- [25] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, “Optimization by simulated annealing,” *science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [26] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colorni, “Ant system: optimization by a colony of cooperating agents,” *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.
- [27] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, vol. 4, pp. 1942–1948 vol.4, 1995.
- [28] S. Jiang, Y. Wang, and Z. Ji, “A new design method for adaptive IIR system identification using hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm,” *Nonlinear Dynamics*, vol. 79, no. 4, pp. 2553–2576, 2015.
- [29] D.-X. Zou, S. Deb, and G.-G. Wang, “Infinite Impulse Response system identification using an improved particle swarm optimization algorithm,” in *2015 Second International Conference on Soft Computing and Machine Intelligence (ISCMI)*, 2015, pp. 1–8.
- [30] S. Singh, A. Ashok, T. K. Rawat, and M. Kumar, “Optimal IIR system identification using flower pollination algorithm,” in *Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES), IEEE International Conference on*, 2016, pp. 1–6.
- [31] A. Sarangi, S. K. Sarangi, and S. P. Panigrahi, “An approach to identification of unknown IIR systems using crossover cat swarm optimization,” *Perspectives in Science*, vol. 8, pp. 301–303, Sep. 2016.
- [32] D.-X. Zou, S. Deb, and G.-G. Wang, “Solving IIR system identification by a variant of particle swarm optimization,” *Neural Computing and Applications*, pp. 1–14, 2016 (In press).
- [33] A. Mohammadi and S. H. Zahiri, “Inclined planes system optimization algorithm for IIR system identification,” *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 9, no. 3, pp. 541–558, March. 2018.
- [34] A. Mohammadi and S. H. Zahiri, “IIR model identification using a modified inclined planes system optimization algorithm,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 48, no. 2, pp. 237–259, 2017.
- [35] Y. Yang, B. Yang, and M. Niu, “Adaptive infinite impulse response system identification using opposition based hybrid coral reefs

زیر نویس‌ها:

- | | |
|---|---|
| ¹⁴ Differential Evolution (DE) | ¹ Non-deterministic Polynomial-time hard (NP-hard) |
| ¹⁵ Ant Lion Optimizer (ALO) | ² System Identification |
| ¹⁶ Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO) | ³ Finite Impulse Response (FIR) |
| ¹⁷ Biogeography-Based Optimization (BBO) | ⁴ Infinite Impulse Response (IIR) |
| ¹⁸ Indicator of Success (IoS) | ⁵ Multimodal |
| ¹⁹ Degree of Reliability (DoR) | ⁶ Genetic Algorithm (GA) |
| ²⁰ Exploration & Exploitation | ⁷ Simulated Annealing (SA) |
| ²¹ Pheromone | ⁸ Ant Colony Optimization (ACO) |
| ²² Broadcasting | ⁹ Particle Swarm Optimization (PSO) |
| ²³ Least Mean Square (LMS) | ¹⁰ Gravitational Search Algorithm (GSA) |
| ²⁴ Incremental Least Mean Square (ILMS) | ¹¹ Mean Square Error (MSE) |
| ²⁵ Diffusion Least Mean Square (DLMS) | ¹² Cat Swarm Optimization (CSO) |
| ²⁶ Recursive Least Square (RLS) | ¹³ Inclined Planes system Optimization (IPO) |