

ارائه روشی هوشمند به منظور طراحی و بهینه‌سازی مقایسه‌گرهای دودنباله

صادق محمدی اسفهرود و سیدحمید ظهیری

می‌باشد. از این رو امروزه بهره‌جستن از الگوریتم‌های جستجوی تصادفی جهت طراحی بهینه این مدارها به عنوان یکی از راهکارهای مؤثر به حساب می‌آید. پژوهش‌های گسترده‌ای در مورد بهینه‌یابی تصادفی انجام و روش‌های متعددی برای یافتن جواب‌های قابل قبول پیشنهاد شده است. این روش‌ها که در قالب تکنیک‌های محاسبات نرم شناخته می‌شوند، شامل برخی روش‌های هوشمند هستند که در قبال عدم تضمین پاسخ بهینه، بهترین ترکیب کیفیت و زمان را فراهم می‌کنند و به عنوان الگوریتم‌های ابتکاری مرسوم شده‌اند [۲] و [۳]. تلفیق روش‌های هوشمند مذکور (که پاسخ‌هایی کارآمد و دقیق را در کمترین حجم زمانی و محاسباتی پیشنهاد می‌دهند) با نرم‌افزارهای شبیه‌ساز (که مدل‌های دقیقی را به کار می‌گیرند)، طراحی مقایسه‌گرها را به عملکرد عملی و کارا نزدیک می‌کند. کارایی روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری سبب گسترش استفاده از آنها جهت طراحی بهینه مدارهای مقایسه‌گر با اهداف متناقض شده است. مقالات بسیاری روش‌های متفاوتی را مبتنی بر این روش‌ها جهت طراحی بهینه مقایسه‌گرها پیشنهاد کرده‌اند که تعدادی از آنها در جدول ۱ مشاهده می‌شوند (نتایج ذکر شده در جدول ۱ مربوط به [۴] تا [۸] است).

برخی از این روش‌ها با استفاده از الگوریتم‌های تک‌هدفه و تبدیل یک مسأله چندهدفه به یک مسأله تک‌هدفه تجمیعی به طراحی بهینه مقایسه‌گر پرداخته‌اند. به بیانی دیگر در این روش‌ها تابع برازندگی اصلی به صورت مجموعی از توابع دیگر با یک ضریب اهمیت تعریف می‌شود. عیب اصلی این گونه روش‌ها حساسیت پاسخ‌ها به تغییرات ضریب‌ها است. از طرف دیگر، با توجه به تفاوت ماهیت روش‌های چندهدفه و تک‌هدفه، لزوماً بهترین جواب حاصل نخواهد شد. در [۵] و [۶] بهینه‌سازی مقایسه‌گرها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار چندهدفه^۱ (MOIPO) صورت گرفته که معایب این روش در مقاله حاضر بررسی و با برطرف‌سازی آنها روشی قدرتمند و کارا ارائه می‌شود.

در مقاله حاضر به منظور ساده‌سازی روابط روش ابتکاری IPO و برقراری مصالحه قدرتمند میان مکانیسم کاوش و بهره‌وری و همچنین ساده‌سازی پارامترهای ساختاری آنها، یک نسخه ساده‌شده و مؤثر از IPO^۲ (SIPO) پیشنهاد شده است. در ادامه به منظور طراحی و بهینه‌سازی مقایسه‌گرهای دودنباله از طریق ساینبدی هوشمند آنها، نسخه چندهدفه SIPO^۳ (MOSIPO) ارائه شده و جهت بررسی عملکرد

چکیده: بهبود عملکرد مبدل آنالوگ به دیجیتال از جنبه‌های متفاوتی نظیر بهبود معماری کلی مبدل، بهبود معماری بلوک‌های سازنده و یا بهبود طراحی بلوک‌ها بررسی می‌شود. بلوک مقایسه‌گر به عنوان یک جزء اساسی در مبدل‌های داده نقش بسیار مؤثری در عملکرد یک مبدل آنالوگ به دیجیتال دارد و از این رو توجه محققان را به خود جلب کرده است. چالش اصلی در این راستا، وجود اهداف طراحی متناقض و محدودیت‌ها و الزامات مداری پیچیده‌ای است که طراحی بهینه این بلوک را بیش از پیش سخت و دشوار می‌کند. به همین سبب رویکرد جدید طراحان استفاده از روش‌های ابتکاری است که به صورت گسترده در پژوهش‌های جدید به چشم می‌خورد. در میان روش‌های نوپهور ابتکاری، الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO) روشی نسبتاً جدید و الهام‌گرفته از حرکت دینامیکی اجسام بر روی صفحات شیب‌دار بدون اصطکاک می‌باشد. اما علی‌رغم توانایی این روش در مرور و کاوش فضای جستجو، مدل استاندارد آن دارای روابط پیچیده و توأم با پارامترهای ساختاری متعددی است که غالباً کاربر را در انتخاب مقادیر مناسب برای آنها دچار تردید و سردرگمی می‌کند. در این مقاله ابتدا با ساده‌سازی مؤثر IPO یک روش ابتکاری با نام SIPO پیشنهاد شده و کارایی آن در بهینه‌سازی ۱۰ تابع آزمون استاندارد مورد سنجش قرار گرفته است. در ادامه به منظور طراحی و بهینه‌سازی، مقایسه‌گرهای دودنباله نسخه چندهدفه SIPO (با نام MOSIPO) ارائه و عملکرد آن در طراحی این نوع از مقایسه‌گرها بررسی و با روش‌های هوشمند چندهدفه متداول و قدرتمند دیگر مقایسه شده است. نتایج حاصل‌شده به وضوح برتری SIPO و MOSIPO را نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد.

کلیدواژه: بهینه‌سازی چندهدفه، بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار ساده‌شده و مؤثر، بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار ساده‌شده و مؤثر چندهدفه، روش‌های ابتکاری، ساینبدی هوشمند، مقایسه‌گر دودنباله.

۱- مقدمه

مبدل‌های آنالوگ به دیجیتال سریع، غالباً دارای مقایسه‌گرهایی با سرعت بالا، کم‌مصرف و کوچک هستند [۱]. طراحی بهینه مقایسه‌گرها بر عملکرد مبدل آنالوگ به دیجیتال تأثیر بسزایی دارد و سبب بهبود کارایی آن می‌شود. نکته حایز اهمیت در طراحی مقایسه‌گرها، تضاد اهداف طراحی با یکدیگر و وجود برخی محدودیت‌ها و الزامات در طراحی و به تبع پیچیدگی و وقت‌گیر بودن فرایند طراحی توسط روش‌های سنتی

این مقاله در تاریخ ۱۸ آبان ماه ۱۳۹۸ دریافت و در تاریخ ۷ اردیبهشت ماه ۱۳۹۹ بازنگری شد.

صادق محمدی اسفهرود (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران، (email: s.mohammadi@birjand.ac.ir).
سیدحمید ظهیری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران، (email: hzahiri@birjand.ac.ir).

1. Multi-Objective Inclined Planes System Optimization
2. Inclined Planes System Optimization
3. Simplified and Efficient Version of Inclined Planes System Optimization
4. Multi-Objective Simplified and Efficient Version of Inclined Planes System Optimization

سال	روش	مرجع
۲۰۱۶	الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات با یک رهبر سالخورده و رقبا (ALC-PSO)	[۴]
۲۰۱۷	الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار چندهدفه (MOIPO)	[۵] و [۶]
۲۰۱۸	الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ماهی (FSOA)	[۷]
۲۰۱۸	روش ترکیبی الگوریتم جمعیت سالپ و الگوریتم هوک جیوس (SSA-HJ)	[۸]

روش‌های هوش جمعی در حل مسایل بهینه‌سازی، گرایش و تمایل محققین به بهره‌گیری از این روش‌ها را به دنبال داشته است [۱۷]. در روش‌های ابتکاری دو مفهوم کاوش^۱ و بهره‌وری^۲ از اهمیت ویژه‌ای برخوردار هستند. مفهوم کاوش به الگوریتم این قدرت را می‌دهد که بتواند کل فضای جستجو را با یافتن مکان‌های جدید جستجو کند (مانند عملگر جهش^۳ در الگوریتم وراثتی)، در مقابل مفهوم بهره‌وری سبب شده تا الگوریتم بتواند مکان‌های بهینه را به صورت محلی و متمرکز برای یافتن بهترین نقاط جستجو نماید (مانند عملگر همبری^۴ در الگوریتم وراثتی). به عبارتی مفاهیم کاوش و بهره‌وری به الگوریتم‌های ابتکاری این امکان را می‌دهند تا بتوانند فضای جستجو را با بالاترین بازده ممکن و بدون گرفتار شدن در بهینه‌های محلی، برای یافتن پاسخ مسأله بررسی نمایند. بنابراین برای رسیدن به یک جواب بهینه باید یک مصالحه^۵ بین مفاهیم کاوش و بهره‌وری وجود داشته باشد.

۲-۱ الگوریتم ابتکاری بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO)

الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO) استاندارد در سال ۲۰۱۶ توسط مظفری و همکاران با الهام از نحوه حرکت دینامیکی اجسام کروی بر روی سطح شیب‌دار بدون اصطکاک که همگی تمایل دارند تا به پایین‌ترین نقطه سطح برسند، پیاده‌سازی شده است [۱۶]. سیستمی با N توپ را در نظر بگیرید (شکل ۱). موقعیت توپ i ام به وسیله (۱) تعریف می‌شود

$$\vec{x}_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$x_j^{\min} \leq x_j \leq x_j^{\max}, \quad 1 \leq j \leq n \quad (2)$$

به طوری که x_i^d موقعیت توپ i ام در بُعد d ام در فضای n بعدی است. در یک زمان مشخص مانند t ، زاویه بین توپ i ام و توپ j ام در بُعد d ام، یعنی ϕ_{ij}^d به صورت (۳) حساب می‌گردد

$$\phi_{ij}^d(t) = \tan^{-1} \frac{f_j(t) - f_i(t)}{x_i^d(t) - x_j^d(t)} \quad (3)$$

$$\text{for } d = 1, 2, \dots, n \text{ and } i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j$$

به گونه‌ای که $f_i(t)$ مقدار تابع هدف (ارتفاع) برای توپ i ام در زمان t است. در صفحه شیب‌دار یک توپ به سمت پایین‌ترین ارتفاع حرکت می‌کند و از این رو برای محاسبه شتاب آن، تنها توپ‌هایی که در ارتفاع (برازندگی) پایین‌تر قرار دارند لحاظ می‌شوند. مقدار و جهت شتاب برای توپ i ام در زمان (تکرار) t ام در بُعد d ام از (۴) محاسبه می‌شود

آن، طراحی بهینه یک مقایسه‌گر دودنباله انجام گرفته است. برخی از جنبه‌های نوآوری این مقاله به شرح ذیل می‌باشد:

- قابلیت اطمینان و عملکرد الگوریتم نسبتاً جدید سیستم صفحات شیب‌دار در سرعت همگرایی و یافتن نقاط کمینه سراسری با ساده‌سازی مؤثر آن بهبود داده شده (با نام SIPO) و سپس با عملکرد چندین الگوریتم قدرتمند دیگر در یافتن نقاط بهینه توابع آزمون استاندارد مقایسه گردیده است.

- نسخه چندهدفه الگوریتم SIPO (MOSIPO) با بهره‌گیری از روش بهینگی پرتو ارائه شده است.

- الگوریتم MOSIPO جهت ساینبدی هوشمند ترانزیستورهای یک مقایسه‌گر دودنباله برای طراحی بهینه آن از نظر مقادیر توان و سرعت استفاده شده است.

- به منظور سنجش و مقایسه عملکرد MOSIPO، مقایسه‌گر نمونه نیز به وسیله چندین روش هوشمند و قدرتمند (MOIPO، MOMVO، MOPSO، MOMVO و MOGOA) در شرایط یکسان نیز بهینه‌سازی شده که نتایج به روشنی بیانگر قدرتمندی و کارایی بالای MOSIPO است.

در ادامه این مقاله و در بخش دوم، روش‌های ابتکاری به عنوان یک نوع از روش‌های هوشمند و همچنین روش IPO تشریح شده‌اند. در بخش سوم، بهینه‌سازی چندهدفه بیان شده و بخش ۴ به توضیح مقایسه‌گرهای دودنباله و مقایسه‌گر دودنباله نمونه می‌پردازد. روش پیشنهادی در بخش ۵ مطرح می‌شود. نتایج و تحلیل‌ها در بخش ۶ گزارش شده و در نهایت نتیجه‌گیری مقاله در بخش ۷ آمده است.

۲-۲ روش‌های ابتکاری

یک الگوریتم هوشمند راهی برای یافتن یک یا چند جواب مناسب برای یک مسأله بهینه‌سازی می‌باشد که در سریع‌ترین زمان ممکن، با داشتن کمترین اطلاعات در مورد جزئیات آن، صورت می‌پذیرد [۹]. در تعریفی کامل‌تر، روش ابتکاری راهکاری است که بخشی از اطلاعات را به منظور افزایش سرعت اتخاذ تصمیم، با حداکثر صرفه‌جویی در زمان و با بیشترین دقت، نسبت به روش‌های پیچیده نادیده می‌گیرد [۱۰]. الگوریتم‌های ابتکاری که غالباً با الهام از فرایندهای فیزیکی و بیولوژیکی به دست آمده‌اند [۱۱] قابل تقسیم‌بندی به دو دسته عمده هستند. دسته اول الهام‌گرفته از پدیده‌های تکاملی زیستی می‌باشند که به الگوریتم وراثتی (GA) [۱۲] به عنوان یکی از شناخته‌شده‌ترین این الگوریتم‌ها می‌توان اشاره کرد. دسته دیگر الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی که در آنها رفتارهای اجتماعی و گروهی یک جامعه به صورت همکاری متقابل در جهت رسیدن به هدف نهایی به کار گرفته می‌شود. از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی می‌توان به الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات (PSO) [۱۳]، الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) [۱۴]، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) [۱۵] و الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO) [۱۶] اشاره نمود. امروزه کارایی و توانایی

1. Exploration
2. Exploitation
3. Mutation
4. Crossover
5. Trade-off

Archive of SID

IPO است که این موضوع نشان‌دهنده قابلیت اطمینان پایین IPO می‌باشد. پیچیدگی روابط حاکم بر شتاب و پارامترهای کنترلی می‌تواند یکی از دلایل این مورد باشد.

تا کنون دو پژوهش به منظور رفع ایرادهای مطرح‌شده و بهبود عملکرد IPO انجام و راهکارهای متفاوتی ارائه گردیده است. محمدی و همکاران روابط جدیدی مبتنی بر دو ضریب ثابت برای کاوش و بهره‌وری تعریف کرده‌اند که نسخه‌ای بهبودیافته از IPO (با نام $MIPO^1$) با هدف ایجاد مصالحه مناسب میان پارامترهای کاوش و بهره‌وری و همچنین اصلاح پیچیدگی پارامترهای ساختاری آنهاست [۱۸]. در [۱۹] با تعریف حافظه برای IPO، اطلاعات موقعیت و ارتفاع گوی‌ها در تکرار قبل ذخیره می‌شود، بدین منظور روابط محاسبه زاویه میان توپ‌ها توسعه داده شده است. برخی از ایرادها و معایب IPO نظیر پیچیدگی روابط اصلی و پیچیدگی انتخاب پارامترهای کنترلی، فقدان پایداری و قابلیت اطمینان پایین نیز به پژوهش‌های فوق کماکان وارد می‌باشد.

۳- بهینه‌سازی چندهدفه

تابع هدف، هدف یک مسأله بهینه‌سازی است که ضمن برآورده‌سازی همه محدودیت‌های مسأله می‌تواند با انتخاب مناسب متغیرها به حداکثر یا حداقل برسد [۲۰]. در مسایل بهینه‌سازی هنگام وجود یک تابع هدف، باید بهترین راه حل ممکن (موسوم به بهینه سراسری) یا حداقل تقریب خوبی از آن یافت شود. با این حال، هنگام ارائه مدل‌های بهینه‌سازی برای یک مسأله، غالباً بیش از یک هدف وجود دارد که معمولاً این اهداف در تعارض با یکدیگر هستند. این مسایل با دو یا چند تابع هدف، چندهدفه خوانده می‌شوند و به ابزارهای ریاضی و الگوریتم‌های متفاوتی نسبت به آنها می‌تواند که برای حل مسایل بهینه‌سازی تک‌هدفه استفاده می‌شوند نیاز دارند [۲۱] و [۲۲]. طی سالیان اخیر روش‌های مختلفی برای حل این دسته از مسایل بهینه‌سازی چندهدفه در زمینه‌های مختلف استفاده شده است. یکی از پرکاربردترین این روش‌ها، روش‌های مبتنی بر بهینه‌سازی پرتو است که با بهره‌گیری از مفهوم غالب‌بودن موجب دستیابی الگوریتم به پاسخ بهینه می‌شود. طبق این مفهوم جواب x_j را بر x_i غالب گویند هرگاه دو شرط ذیل در مورد آن محقق شود [۲۳]:

- برزندگی x_i از دید هیچ یک از توابع هدف از برزندگی x_j بدتر نباشد.

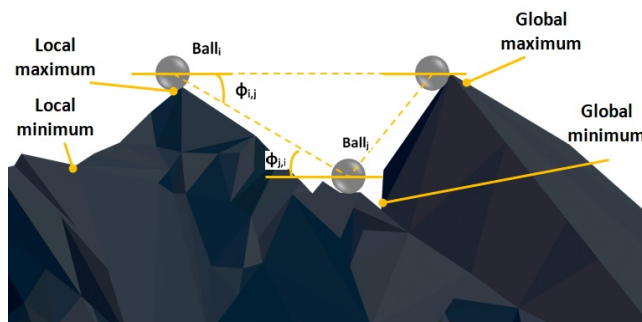
- برزندگی x_i حداقل در یکی از توابع هدف از برزندگی x_j بهتر باشد.

روند یافتن پاسخ بهینه در صورت احراز شرایط فوق، به بهینگی پرتو منجر خواهد شد. اگر در مجموعه مرجع جواب‌ها (U)، هیچ $x_j \in U$ غالب بر x_i موجود نباشد، آن گاه $x_i \in U$ بهینه پرتو و مجموعه جواب‌های x_i مجموعه جبهه پرتو نامیده می‌شود [۲۳].

تعاریف اولیه روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه به طور قراردادی به شرح ذیل قابل بیان است [۲۴]:

تعریف ۱: یک مسأله بهینه‌سازی چندهدفه متداول شامل مجموعه‌ای از n پارامتر (متغیرهای تصمیم)، مجموعه‌ای از k تابع هدف و مجموعه‌ای از m قید است. توابع هدف و قیود، توابعی از متغیرهای تصمیم هستند.

هدف از بهینه‌سازی به طور خلاصه در (۹) ذکر شده است



شکل ۱: مثالی از فضای جستجوی الگوریتم IPO.

$$a_i^d(t) = \sum_{j=1}^N U(f_j(t) - f_i(t)) \cdot \sin(\phi_{ij}^d(t)) \quad (4)$$

که در آن $U(\cdot)$ تابع پله واحد می‌باشد. در نهایت (۵) به منظور به روز رسانی موقعیت توپ‌ها استفاده می‌شود

$$x_i^d(t+1) = k_1 \cdot rand_1 \cdot a_i^d(t) \cdot \Delta t^r + k_2 \cdot rand_2 \cdot v_i^d(t) \cdot \Delta t + x_i^d(t) \quad (5)$$

به طوری که $rand_1$ و $rand_2$ دو ثابت تصادفی هستند که به صورت یکنواخت در بازه [۰,۱] توزیع شده‌اند و $v_i^d(t)$ سرعت توپ i ام در بُعد d ام و در زمان t ام می‌باشد که مطابق (۶) محاسبه می‌گردد

$$v_i^d(t) = \frac{x_{best}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t} \quad (6)$$

که در آن $x_{best}^d(t)$ توپ با کمترین ارتفاع (برازندگی) در کل تکرارها تا تکرار فعلی است. برای کنترل فرایند جستجوی الگوریتم دو ثابت مهم k_1 و k_2 مطابق (۷) و (۸) تعریف می‌شوند. این دو ثابت باعث ایجاد یک مصالحه بین دو مفهوم بهره‌وری و کاوش در الگوریتم می‌گردند

$$k_1(t) = \frac{c_1}{1 + \exp((t - shift_1) \cdot scale_1)} \quad (7)$$

$$k_2(t) = \frac{c_2}{1 + \exp(-(t - shift_2) \cdot scale_2)} \quad (8)$$

به نحوی که c_1 ، c_2 ، $shift_1$ ، $shift_2$ ، $scale_1$ و $scale_2$ ثوابتی هستند که برای هر تابع به صورت تجربی به دست آمده‌اند.

۲-۲ معایب الگوریتم IPO

الگوریتم بررسی و تحلیل IPO و همچنین نتایج تجربی حاصل از به کارگیری الگوریتم مذکور در کاربردهای گوناگون وجود برخی از معایب IPO را روشن می‌سازد که در ذیل به آنها اشاره می‌شود:

- پیچیدگی رابطه محاسبه شتاب: این مورد می‌تواند سبب افزایش زمان محاسبات و همچنین کاهش بازدهی IPO در طی فرایند کاوش شود.

- تعدد و پیچیدگی تنظیم پارامترهای کنترلی: وجود ۶ پارامتر کنترلی و پیچیدگی تنظیم آنها از یک طرف و نبود بازه مشخص برای انتخاب این پارامترها از طرف دیگر، سبب می‌شود که تنظیم پارامترهای کنترلی و دستیابی به مصالحه مناسب میان مفاهیم کاوش و بهره‌وری و رسیدن به جواب بهینه، امری دشوار و گاهی ناممکن باشد.

- قابلیت اطمینان پایین: نتایج تجربی حاصل از به کارگیری IPO به وضوح بیانگر حصول مقادیر نامناسب میانگین و واریانس توسط

Archive of SID

از این رو در سال‌های اخیر به عنوان یک جزء اساسی در مبدل‌های آنالوگ به دیجیتال مورد توجه محققان بوده است [۶]، [۲۵] و [۲۶]. ایده اصلی در مقایسه‌گرهای دودنباله بهره‌گیری از دو ترانزیستور به عنوان منبع جریان دنباله به منظور ایجاد استقلال میان جریان‌های طبقه ورودی و طبقه قفل است. از این رو در این مقایسه‌گر طبقه ورودی دارای جریان مصرفی پایین و در نتیجه آفست ناچیزی خواهد بود و همچنین طبقه قفل از ولتاژ مد مشترک ورودی مستقل شده و می‌تواند با سرعت بالایی عمل بازتولید را انجام دهد. به این سبب که این ساختار دارای ترانزیستورهای پشت سرهمی کمتری می‌باشد، می‌تواند با منابع ولتاژ کوچک‌تری کار کند.

شکل ۲ یک مقایسه‌گر دودنباله مبتنی بر تکنیک ریست بار اشتراکی که اخیراً ارائه شده را نشان می‌دهد [۲۷]. ایده کلی در مقایسه‌گر مذکور استفاده از تکنیک جدید راه‌اندازی با نام منطق بار اشتراکی برای حفظ شارژ است که به کاهش توان و تأخیر منجر می‌شود. در این تکنیک یک ترانزیستور عبور بین دو ترمینال خروجی قرار می‌گیرد. ترانزیستور عبور (ترانزیستور SC) بار بین دو ترمینال را در طول مرحله ریست به اشتراک می‌گذارد. شارژ مشترک توسط هر دو خازن بار از انتقال خروجی به کمتر از ولتاژ آستانه جلوگیری می‌کند و از این رو مقایسه سیگنال ورودی در طول مرحله بازسازی با سرعت بیشتری انجام و به دنبال آن سرعت عمل افزایش می‌یابد. همچنین به واسطه این تکنیک، بهبود قابل ملاحظه‌ای در کاهش توان و تأخیر ایجاد می‌شود.

۵- روش پیشنهادی

۱-۵ الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار ساده‌شده و مؤثر (SIPO)

الگوریتم SIPO از دو منظر ساده‌سازی معادلات اصلی IPO و ساده‌سازی و برقراری مصالحه قدرتمند میان پارامترهای کاوش و بهره‌وری منجر به بهبود عملکرد و ساده‌شدن IPO می‌گردد [۲۸].

۱-۱-۵ ساده‌سازی معادلات اصلی

به روز رسانی شتاب توپ‌ها در نسخه استاندارد IPO با دو رابطه پیچیده (۳) و (۴) انجام می‌شود. کاهش پیچیدگی این روابط می‌تواند باعث کاهش مدت زمان اجرا و همچنین بهبود عملکرد IPO شود. بدین منظور با توجه به تعریف شتاب متوسط، (۱۲) جهت به روز رسانی شتاب پیشنهاد می‌شود

$$a_i^d(t) = \frac{v_i^d(t) - v_{mean}^d(t)}{\Delta t} \tag{12}$$

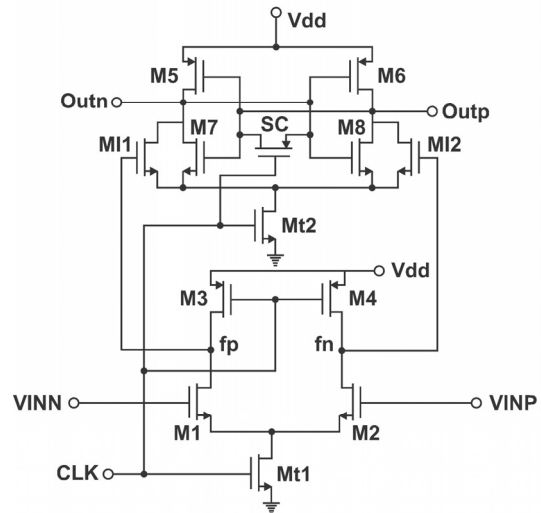
که $v_{mean}^d(t)$ با توجه به (۶)، مطابق (۱۳) تعریف می‌شود

$$v_{mean}^d(t) = \frac{x_{best}^d(t) - x_{mean}^d(t)}{\Delta t} \tag{13}$$

با جایگذاری $v_i^d(t)$ و $v_{mean}^d(t)$ در (۱۲)، (۱۴) به دست می‌آید

$$a_i^d(t) = \frac{x_{mean}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t^2} \tag{14}$$

که $x_{mean}^d(t)$ میانگین موقعیت توپ‌هایی با برانزگی بهتر از توپ i ام است و با توجه به (۱۵) تعریف می‌شود



شکل ۲: مقایسه‌گر قفل‌دار دینامیکی دودنباله مبتنی بر تکنیک ریست بار اشتراکی.

$$\begin{aligned} &\text{maximize } y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \\ &\text{subject to } e(x) = (e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)) \leq 0 \\ &\text{where } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \\ &\quad y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y \end{aligned} \tag{9}$$

به طوری که x و y به ترتیب بیانگر بردار تصمیم^۱ و بردار هدف^۲ و X و Y نشان‌دهنده فضای تصمیم^۳ و فضای هدف^۴ می‌باشند. قیود $e(x) \leq 0$ مجموعه‌ای از پاسخ‌های ممکن^۵ را تعیین می‌کند.

تعریف ۲: برای دو بردار $x, y \in R^k$ ، گفته می‌شود $x \leq y$ اگر برای هر $i = 1, \dots, k$ $x_i \leq y_i$ و همچنین گفته می‌شود x بر y غالب است اگر $x \leq y$ و $x \neq y$.

تعریف ۳: برای یک بردار از متغیرهای تصمیم $x \in X \subset R^n$ گفته می‌شود x نسبت به X غیر غالب است اگر $x' \in X$ دیگری وجود نداشته باشد به طوری که $f(x') < f(x)$.

تعریف ۴: برای یک بردار از متغیرهای تصمیم $x^* \in F \subset R^n$ مجموعه جواب‌های ممکن (بهینگی پرتو برقرار است اگر x^* در خصوص بردار F غیر غالب شده باشد.

تعریف ۵: مجموعه بهینه پرتو P^* به صورت (۱۰) تعریف می‌گردد

$$P^* = \{x \in F | x \text{ is Pareto-Optimal}\} \tag{10}$$

تعریف ۶: جبهه پرتو PF^* به صورت (۱۱) تعریف می‌گردد.

$$PF^* = \{f(x) \in R^k | x \in P^*\} \tag{11}$$

۴- مقایسه‌گرهای دودنباله

مقایسه‌گر یک مدار الکترونیکی است که بزرگی یک سیگنال به سیگنال دیگر را مقایسه می‌کند. کاربرد مقایسه‌گرها در مبدل‌های داده، کلیدزنی رگولاتورهای توان و سیستم‌های ارسال اطلاعات، مقایسه‌گرها را به دومین عنصر مداری پرکاربرد پس از تقویت‌کننده‌ها تبدیل کرده است. مقایسه‌گر به عنوان قلب یک مبدل آنالوگ به دیجیتال شناخته می‌شود و

1. Decision Vector
2. Objective Vector
3. Decision Space
4. Objective Space
5. Feasible Solutions

که t_{\max} تعداد کل تکرارها و m_{ratio} بیانگر این است که T چه نسبتی از t_{\max} می‌باشد. مطابق (۱۹)، زیادبودن مقدار β سبب افزایش سرعت همگرایی به صفر پارامتر k_1 می‌شود و بنابراین هرچه مقدار β بیشتر باشد، اثرگذاری پارامتر کاوش با سرعت بیشتری کاهش خواهد یافت. طبق (۲۰) و (۲۱)، زیادبودن مقدار c در عین کم‌بودن مقدار m_{ratio} ، سبب افزایش تمرکز بر روی فرایند بهره‌وری می‌شود.

۲-۵ الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار ساده‌شده و مؤثر چندهدفه (MOSIPO)

به منظور انجام بهینه‌سازی چندهدفه به وسیله SIPO از روش بهینه‌گری پرتو برای شناسایی پاسخ‌های نامغلوب^۱ و از یک مخزن بیرونی برای نگهداری پاسخ‌های نامغلوب یافت‌شده در طول فرایند جستجو استفاده می‌شود. روش استفاده‌شده مشابه MOPSO [۲۹] است. مخزن بیرونی شامل دو قسمت اصلی کنترل‌کننده مخزن و توری می‌باشد. تصمیم‌گیری در مورد این که چه پاسخی به مخزن افزوده شود، بر عهده کنترل‌کننده مخزن بوده و فرایند انجام آن در ذیل به اختصار توضیح داده شده است: بردارهای نامغلوب یافت‌شده در هر تکرار در جمعیت اولیه الگوریتم با محتویات مخزن بیرونی (که در آغاز جستجو خالی است) مقایسه می‌شوند: اگر مخزن بیرونی خالی باشد، پاسخ جاری نیز وارد مخزن می‌شود. اگر این پاسخ جدید، مغلوب یک فرد داخل مخزن بیرونی باشد آن گاه چنین پاسخی به طور خودکار کنار گذاشته می‌شود. اگر هیچ یک از عناصر موجود در جمعیت خارجی بر پاسخ مایل به ورود غلبه نکند، چنین پاسخی در مخزن خارجی ذخیره می‌شود. اگر پاسخی در مخزن وجود داشته باشد که به وسیله عناصر جدید مغلوب شوند، چنین پاسخی از مخزن حذف می‌شوند. اگر جمعیت خارجی به حداکثر ظرفیت مجاز خود برسد، آن گاه روش توری اعمال می‌شود.

در MOSIPO ابتدا جمعیت اولیه‌ای از توپ‌ها به شکل تصادفی انتخاب گردیده و در هر مرحله پس از محاسبه توابع برازندگی، بهترین توپ‌ها در یک مخزن بیرونی شامل پاسخ‌های پرتو نگهداری و با توجه به روابط SIPO، موقعیت هر توپ برای تکرار بعدی الگوریتم به روز رسانی می‌شود. شبه‌کد MOSIPO در شکل ۳ قابل مشاهده است.

۶- نتایج و تحلیل‌ها

این بخش به سنجش و تحلیل عملکرد روش‌های SIPO و MOSIPO می‌پردازد. ابتدا عملکرد SIPO در بهینه‌سازی (در اینجا کمینه‌سازی) ۱۰ تابع آزمون استاندارد بررسی و با روش‌های ابتکاری دیگر مقایسه می‌شود. در ادامه طراحی و بهینه‌سازی مقایسه‌گر دودنباله شکل ۲ با بهره‌گیری از MOSIPO صورت می‌گیرد. نتایج بهینه‌سازی مقایسه‌گر نمونه با روش‌های ابتکاری دیگر نیز قیاس شده است.

۱-۶ توابع هدف استاندارد

به منظور نشان‌دادن قدرت و اثربخشی SIPO و برتری و موفقیت آن در قیاس با نسخه‌های استاندارد و بهبودیافته IPO و همچنین برخی الگوریتم‌های شناخته‌شده، الگوریتم پیشنهادی بر روی ۱۰ تابع محک استاندارد تست شده است [۳۰]. جدول ۲ جزئیات ۱۰ تابع محک را نشان می‌دهد. توابع F_1 تا F_4 توابع یک‌حالتی، توابع F_5 تا F_8 توابع چندحالتی

$$x_{mean}^d(t) = \frac{x_{Sbetter_i}^d(t)}{S_i(t)} \quad (15)$$

$$S_i(t) = s_1(t) + s_2(t) + \dots + s_i(t) \quad (16)$$

به طوری که $x_{Sbetter_i}^d(t)$ مجموع موقعیت توپ‌هایی با برازندگی بهتر نسبت به توپ i در تکرار t است. همچنین در (۱۶)، s_1 ، s_2 و s_i به ترتیب نشان‌دهنده تعداد توپ‌های با برازندگی بهتر نسبت به توپ اول (اولین عضو جمعیت)، توپ دوم و توپ i در تکرار t می‌باشند.

با توجه به این احتمال که موقعیت توپ‌های با برازندگی بهتر از توپ i ، یک پاسخ محلی باشد، لذا به منظور کنترل میزان موقعیت میانگین، ضریب P_{mean} به میانگین موقعیت توپ‌های با برازندگی بهتر نسبت به توپ i افزوده می‌شود. به این ترتیب (۱۷) جهت به روز رسانی مقادیر شتاب مورد استفاده قرار خواهد گرفت

$$a_i^d(t) = \frac{P_{mean} \cdot x_{mean}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t^2} \quad (17)$$

که ضریب P_{mean} مطابق (۱۸) تعریف می‌شود

$$P_{mean} = F \cdot \frac{\max t}{t} \quad (18)$$

به گونه‌ای که t تکرار فعلی، t_{\max} تعداد کل تکرارها و F ضریب کنترل گام P_{mean} است.

۲-۱-۵ برقراری مصالحه قدرتمند میان مفاهیم کاوش و بهره‌وری و ساده‌سازی پیچیدگی ساختار آنها

با توجه به (۷) و (۸)، نکته قابل توجه در بررسی پارامترهای بهره‌وری و کاوش نسخه استاندارد IPO، تعدد و به هم پیچیدگی پارامترهای کنترلی الگوریتم است، لذا دستیابی به یک مصالحه مطلوب و هوشمند، نیازمند تحلیل و ملاحظات بسیار و صرف زمان زیاد می‌باشد. همچنین بر اساس نتایج عملی IPO در کاربردهای گوناگون، فقدان پایداری و قابلیت اطمینان پایین الگوریتم (انحراف معیار بالا) برای دستیابی به پاسخ‌های بهینه به چشم می‌خورد. از این رو در SIPO از طریق کاهش تعداد پارامترهای کنترلی تلاش شده که این معایب برطرف گردد. در حقیقت انتظار می‌رود با تغییرات صورت‌گرفته، ویژگی‌های همگرایی تقویت شوند. با توجه به این ملاحظات، ثوابتی برای کنترل همگرایی در نظر گرفته شده و مکانیسم همگرایی با تکرار الگوریتم همگام گردیده است. انتظار می‌رود با این پیاده‌سازی، پایداری الگوریتم برای دستیابی به پاسخ بهینه در کاربردهای مختلف تضمین و قابلیت مانور بیشتری برای کاربر فراهم شود. پارامترهای k_1 و k_2 در الگوریتم پیشنهادی SIPO مطابق (۱۹) و (۲۰) تعریف می‌شوند

$$k_1(t) = \left(\frac{1}{t}\right)^\beta \quad (19)$$

$$k_2(t) = \frac{c}{1 + \exp(-(t-T))} \quad (20)$$

که t تکرار فعلی، β کنترل‌کننده سرعت همگرایی (صفربودن مقدار β سبب یک‌شدن k_1 و در نتیجه بی‌اثر شدن فرایند کاوش می‌شود)، c ثابتی که به صورت تجربی به دست آمده و T مطابق (۲۱) تعریف می‌شود

$$T = m_{ratio} \cdot t_{\max} \quad (21)$$

Archive of SID

۱. مقداردهی اولیه ابعاد مسأله، تعداد توپ‌های موجود در فضای پاسخ، حجم مخزن و پارامترهای SIPO (شامل F, β, c و m_{ratio})
۲. ایجاد جمعیت اولیه به صورت کاملاً تصادفی
۳. ارزیابی برازندگی هر یک از توپ‌ها توسط توابع برازندگی
۴. اعمال شروط بهینه‌سازی پرتو و ذخیره‌سازی موقعیت توپ‌های نامغلوب در یک مخزن بیرونی
۵. انتخاب توپ با بهترین موقعیت از مخزن بیرونی
۶. ایجاد حلقه while برای t_{max} مرتبه تکرار
۷. تشکیل حلقه for برای هر یک از عوامل جستجو
۸. محاسبه مقدار $x_{mean}^d(t)$ با توجه به (۱۵)
۹. به روز رسانی ضرایب P_{mean}, k_1 و k_2 به ترتیب مطابق (۱۸) تا (۲۰)
۱۰. به روز رسانی سرعت توپ‌ها مطابق (۶)
۱۱. محاسبه شتاب توپ‌ها مطابق (۱۷)
۱۲. استفاده از (۵) برای به روز رسانی موقعیت توپ‌ها
۱۳. پایان حلقه for
۱۴. محاسبه برازندگی هر یک از توپ‌ها
۱۵. یافتن پاسخ‌های نامغلوب و به روز رسانی محتویات مخزن با توجه به پاسخ‌های یافت‌شده
۱۶. در صورت پر شدن مخزن: اجرای مکانیسم توری به منظور حذف یکی از اعضای فعلی مخزن و افزودن پاسخ جدید به مخزن
۱۷. در صورت قرارگیری پاسخ‌های جدید افزوده‌شده به مخزن، خارج از ابرمکعب‌ها: به روز رسانی توری به منظور پوشش پاسخ‌های جدید
۱۸. انتخاب توپ با بهترین موقعیت از مخزن بیرونی
۱۹. پایان حلقه while
۲۰. ارائه محتویات مخزن به عنوان پاسخ نهایی و بهینه

شکل ۳: شبه‌کد الگوریتم MOSIPO.

جدول ۲: توابع آزمون استاندارد.

Expression	Dim	Domain	f_{min}
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	۳۰	$[-1.0, 1.0]$	۰
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	۳۰	$[-1.0, 1.0]$	۰
$F_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [1.0 \cdot (x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2]$	۳۰	$[-3.0, 3.0]$	۰
$F_4(x) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^2 + \text{random}[0, 1]$	۳۰	$[-1, 28.1, 28]$	۰
$F_5(x) = -\sum_{i=1}^n (x_i \times \sin \sqrt{ x_i })$	۳۰	$[-50.0, 50.0]$	-۱۲۵۶۹.۵
$F_6(x) = -\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 1.0 \cdot \cos(\pi x_i) + 1.0]$	۳۰	$[-5.12, 5.12]$	۰
$F_7(x) = \frac{\pi}{n} \{1 \cdot \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 1 \cdot \sin^2(\pi y_i + 1)] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 1.0, 1.0, 4)$	۳۰	$[-5.0, 5.0]$	۰
$u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m, & x_i > a \\ 0, & -a \leq x_i \leq a, y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1) \\ k(-x_i - a)^m, & x_i < a \end{cases}$			
$F_8(x) = 0.1 \{ \sin^2(\pi x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(\pi x_i)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(\pi x_n)] \} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5.1, 1.0, 4)$	۳۰	$[-5.0, 5.0]$	۰
$F_9(x) = \left[\frac{1}{5.0} + \sum_{j=1}^{20} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^j (x_i - a_{ij})} \right]^{-1} (a_{ij}) = \begin{pmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & -32 & \dots & 0 & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & 16 & \dots & 32 & 32 & 32 \end{pmatrix}$	۲	$[-65.65]$	≈ 1
$F_{10}(x) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1 \cdot x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1 \cdot x_2 + 27x_2^2)]$	۲	$[-2.2]$	۳

و ۱۰ که با بُعد ۲) و تکرار برابر ۲۰۰ لحاظ شده است. برای الگوریتم GA، توابع همبری و جهش به ترتیب intermediate و uniform می‌باشد. همچنین احتمال همبری و جهش متناسب با مسأله تغییر خواهند کرد. برای الگوریتم PSO، بیشینه مقدار w برابر ۱ و $c_1 = c_2 = 2$ است. همچنین پارامترهای کنترلی الگوریتم MIPO، IPO، SIPO در جدول ۳ ذکر شده‌اند. با دقت در این جدول ثبات و یکنواختی پارامترهای کنترلی

دارای تعداد زیاد پاسخ محلی و توابع F_1 و F_9 توابع چندحالتی دارای تعداد کم پاسخ محلی می‌باشند. عملکرد الگوریتم SIPO پیشنهادی به عنوان یک نسخه ساده‌شده و مؤثر با نتایج نسخه استاندارد IPO و نسخه بهبودیافته آن (MIPO) [۱۴] و الگوریتم‌های قدرتمند و متداول GA و PSO مقایسه می‌شود.

برای تمامی الگوریتم‌ها جمعیت برابر ۵۰، ابعاد برابر ۳۰ (به جز توابع ۹

جدول ۳: مقادیر پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های IPO، MIPO و SIPO.

F	الگوریتم											
	IPO					MIPO				SIPO		
	c_1	c_2	$Shift_1$	$Shift_2$	$scale_1$	$scale_2$	k_{damp}	k_{damp}	F	β	c	m_{ratio}
F_1	۰.۲۲۵	۲.۲۸	۱۲۱.۰۴	۱۴۹.۶۸	۰.۰۵۶	۰.۵۲۵	۰.۲۵	۰.۱	۰	۰	۲	۰.۲
F_2	۰.۲۴۷	۲.۳۵	۱۹۸.۴۵	۳۶۱.۲۴	۰.۰۱۲	۰.۰۲۲	۰.۵	۲	۰	۰	۲	۰.۲
F_3	۰.۳۸۹	۲.۹۵	۱۰۴.۵۶	۳۶۷.۰۵	۰.۱۴۵	۰.۹	۰.۶	۱	۰.۱	۰.۸	۲	۰.۲
F_4	۰.۲۲۵	۲.۲۸	۱۲۱.۰۴	۱۴۹.۶۸	۰.۰۵۶	۰.۵۲۸	۰.۰۸	۰.۰۵	۰	۰	۲	۰.۲
F_5	۰.۹۲۸	۰.۹۴	۲۶۰.۰۸	۸۱.۴۶	۰.۰۱۸	۰.۰۳۱	۲	۲	۰.۷	۰.۸	۲	۰.۲
F_6	۰.۲	۰.۳۶	۱.۲۷	۳۳۲.۶۷	۰.۰۱	۰.۰۰۴	۰.۰۵	۰.۰۱	۰	۰	۲	۰.۲
F_7	۰.۳۷۵	۲.۴۷۷	۶۵۴	۶۸۷	۰.۰۳۲	۰.۱۱۴	۱	۰.۰۱	۰.۲	۰.۸	۳	۰.۲
F_8	۰.۴۴۶	۲.۶۱	۴۷۵.۵۵	۶۰۲.۸۵	۰.۰۳۸	۰.۰۴۶	۱	۰.۵	۰.۷	۰.۸	۳	۰.۲
F_9	۰.۹۲۸۳	۰.۲۴	۲۶۰.۰۸	۸۱.۴۶	۰.۰۱۸	۰.۰۳۱	۲	۱	۰.۷	۰.۸	۴	۰.۲
F_{10}	۰.۲۲۵	۲.۲۸	۱۲۱.۰۴	۱۴۹.۶۸	۰.۰۵۶	۰.۵۲۵	۰.۰۵	۱	۰.۷	۰.۸	۲.۵	۰.۲

جدول ۴: مقایسه الگوریتم‌های IPO، MIPO، PSO، GA در ۱۰ تابع محک استاندارد.

F	پارامتر									
	کمینه					بیشینه				
	GA	PSO	IPO	MIPO	SIPO	GA	PSO	IPO	MIPO	SIPO
F_1	۱.۵۲۲	۰.۷۲۰	۰.۵۷۲	۰.۴۸۸	1.295×10^{-78}	۳.۱۱۴	۳.۹۷۲	۱.۷۴۸	۱.۹۰۳	1.0×10^{-71}
F_2	۱۳۵۲.۹	۸۲.۴۲	۹۱.۷۶	۴۶.۸۰	1.058×10^{-149}	۴۱۴۵.۲	۳۳۹.۶	۴۱۳.۳۲	۱۵۹.۶۲	1.0×10^{-72}
F_3	۸۵.۶۶	۳۶.۶۲۳	۴۸.۸۱	۳۴.۸۶۹	۲۶.۶۴۴	۱۰۹۴.۴	۳۲۴.۲۲	۶۸۱.۱	۳۲۷.۱۱	۲۷.۹۰۱۸
F_4	۰.۰۴۷۲	۰.۰۲۷۴	۰.۰۶۷۲	۰.۰۰۳۰	1.83×10^{-6}	۰.۱۶۱	۰.۱۲۸۱	۰.۱۸۸	۰.۰۲۸۰	0.000191
F_5	-۷۸۱۶.۴	-۷۲۳۷.۶	-۸۰۲۴.۴	-۸۹۹۶	-۱۰۵۲۵.۶	-۵۱۶۴.۳	-۴۸۵۶	-۴۶۱۱.۲	-۵۲۸۴	-۶۸۷.۰۷
F_6	۱.۰۲	۲۷.۰۳	۹.۲۳	۵.۰۳	*	۳۳.۱	۷۲.۰۲	۲۰.۴	۱۳.۰۲	*
F_7	۰.۴	۱.۲۴۱	۰.۳۲۳۴	۰.۰۸۶۲	0.000348	۴.۹۲	۱۲.۱۳	۱.۴۸	۱.۷۹	0.1055
F_8	۰.۶۶	۱.۰۷	۰.۲۰۰	۰.۰۳۰۷	0.000758	۶.۵۴۵	۶.۶۹۱	۰.۷۴۶	0.122	0.172
F_9	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	۱۶.۴۴	۶.۹۰۳	۲.۱۶۸	۱.۹۹۲	0.998
F_{10}	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	3.0004	۳	۳

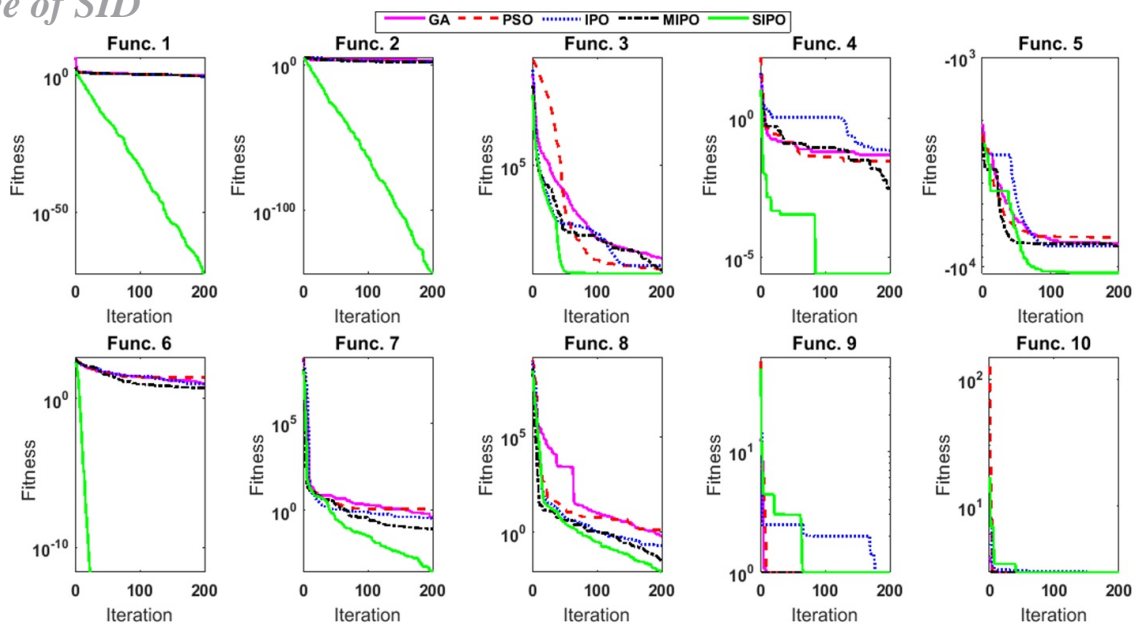
F	پارامتر									
	میانگین					انحراف معیار				
	GA	PSO	IPO	MIPO	SIPO	GA	PSO	IPO	MIPO	SIPO
F_1	۲.۴۰۰	۲.۱۳۲	۰.۹۹۲	۰.۸۳۹	8.899×10^{-72}	۰.۴۸۳	۰.۹۳۶	۰.۳۴۲	۰.۳۸۶	2.28×10^{-71}
F_2	۲۶۹۹.۲	۱۴۹.۱۹	۱۸۹.۱۴	۸۸.۷۶	0.264×10^{-74}	۷۵۱.۲۳	۵۵.۸۵	۷۳.۶۴	۳۱.۱۲	1.982×10^{-73}
F_3	۳۰۳.۸۴	۱۱۷.۹۵	۱۶۰.۴۷	۱۳۱.۹۳	۲۷.۱۶	۲۱۶.۲۹	۷۳.۲۶۱	۱۳۴.۲	۹۰.۱۳	0.31921
F_4	۰.۰۱۰۳۷	۰.۰۷۶۴	۰.۱۱۷۵	۰.۰۱۵۴	6.976×10^{-5}	۰.۰۳۶	۰.۰۳۴	۰.۰۳۶	۰.۰۰۶	6.227×10^{-5}
F_5	-۶۵۱۲.۴	-۵۹۱۰.۹	-۶۴۴۷.۹	-۶۷۲۴	-۹۰.۸۵	۶۶۷.۱۴	۶۴۹.۹۶	۹۴۷.۴۳	۹۸۳	۹۱۸.۶۰
F_6	۲۰.۱۳	۴۳.۹	۱۴.۱۹	۹.۱۴	*	۶.۳۵	۱۲.۶۵	۲.۶۶	۲.۱۶	*
F_7	۲.۱۷۹	۴.۷۲۲	۰.۸۵۶	۰.۵۵۵	0.00459	۱.۲۱۸	۲.۸۴۰	۰.۳۸۸	۰.۳۵۴	0.191
F_8	۲.۰۸۱	۲.۷۶۸	۰.۳۴۶	۰.۰۷۰	0.0517	۱.۲۸۴	۱.۵۰۷	۰.۱۲۴	0.025	0.461
F_9	۶.۵۷۵	۲.۵۳۱	۱.۱۷۲	۱.۰۹۷	0.998	۴.۳۱۱	۱.۷۳۴	۰.۲۸۷	۰.۳۰۶	*
F_{10}	۳	۳	۳	۳	۳	*	*	0.0001	*	*

دست می‌آیند، نشان می‌دهد. همچنین جدول ۵ مدت زمان اجرای متناظر با پیاده‌سازی منتج به بهترین برابری به ازای هر تابع را برای IPO، MIPO و SIPO بیان کرده است. عملکرد مطلوب‌تر SIPO در زمان اجرا در کاربردهای عملی به خصوص در مواردی که داده‌های بسیاری وجود دارد، نمود بیشتری خواهد یافت. در SIPO با وجود کاهش تعداد پارامترهای کنترلی از ۶ به ۴، کاهش پیچیدگی تنظیم پارامترهای کنترلی و ساده‌سازی روابط پیچیده به روز رسانی شتاب، عملکرد الگوریتم نه تنها تضعیف نشده بلکه بهبود قابل توجهی از نظر یافتن نقاط بهینه و مدت

SIPO برای تمامی توابع و همچنین کاهش تعداد و پیچیدگی تنظیم پارامترهای کنترلی در قیاس با IPO مشهود است.

نتایج حاصل از ۳۰ اجرای مستقل به ازای هر تابع در جدول ۴ آمده است. تمامی پیاده‌سازی‌ها در نرم‌افزار Mathworks MATLAB ۲۰۱۸a تحت سیستم کامپیوتری با مشخصات Intel®Core™ i5 8250U 1.6GHz up to 3.40, RAM 4GB Enterprise ۱۰ ویندوز ۱۰ انجام شده‌اند. شکل ۴ منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌ها را که از بهترین برابری حاصل شده برای توابع هدف بر اساس ۳۰ پیاده‌سازی مستقل به

Archive of SID



شکل ۴: نمودار همگرایی تمامی الگوریتم‌ها برای حل ۱۰ تابع آزمون استاندارد (مقیاس Y: لگاریتمی).

جدول ۵: مقایسه زمان اجرای الگوریتم‌های MIPO, IPO و SIPO در ۱۰ تابع محک استاندارد بر حسب ثانیه.

F	پارامتر								
	کمینه			بیشینه			میانگین		
	IPO	MIPO	SIPO	IPO	MIPO	SIPO	IPO	MIPO	SIPO
F_1	۱٫۴	۱٫۵	۱٫۲	۲٫۱	۲٫۳	۱٫۸	۱٫۶	۱٫۷	۱٫۲
F_2	۱٫۹	۱٫۹	۱٫۲	۲٫۷	۲٫۷	۱٫۷	۲٫۲	۲٫۱	۱٫۳
F_3	۱٫۵	۱٫۵	۱٫۱	۲٫۲	۱٫۸	۱٫۷	۱٫۷	۱٫۶	۱٫۲
F_4	۱٫۴	۱٫۴	۱٫۲	۲٫۰	۱٫۷	۱٫۳	۱٫۶	۱٫۵	۱٫۲
F_5	۱٫۵	۱٫۵	۱٫۱	۱٫۹	۱٫۸	۱٫۹	۱٫۶	۱٫۶	۱٫۲
F_6	۱٫۴	۱٫۴	۰٫۹	۱٫۵	۱٫۷	۱٫۳	۱٫۴	۱٫۵	۱٫۰
F_7	۱٫۰	۱٫۰	۱٫۳	۱٫۸	۱٫۷	۱٫۵	۱٫۵	۱٫۵	۱٫۳
F_8	۱٫۰	۱٫۱	۱٫۳	۱٫۸	۱٫۶	۱٫۵	۱٫۲	۱٫۳	۱٫۳
F_9	۱٫۳	۱٫۴	۱٫۳	۱٫۵	۱٫۷	۱٫۷	۱٫۴	۱٫۵	۱٫۵
F_{10}	۱٫۱	۱٫۳	۱٫۱	۱٫۳	۱٫۴	۱٫۳	۱٫۲	۱٫۳	۱٫۲

۲-۶ طراحی و بهینه‌سازی مقایسه‌گر نمونه

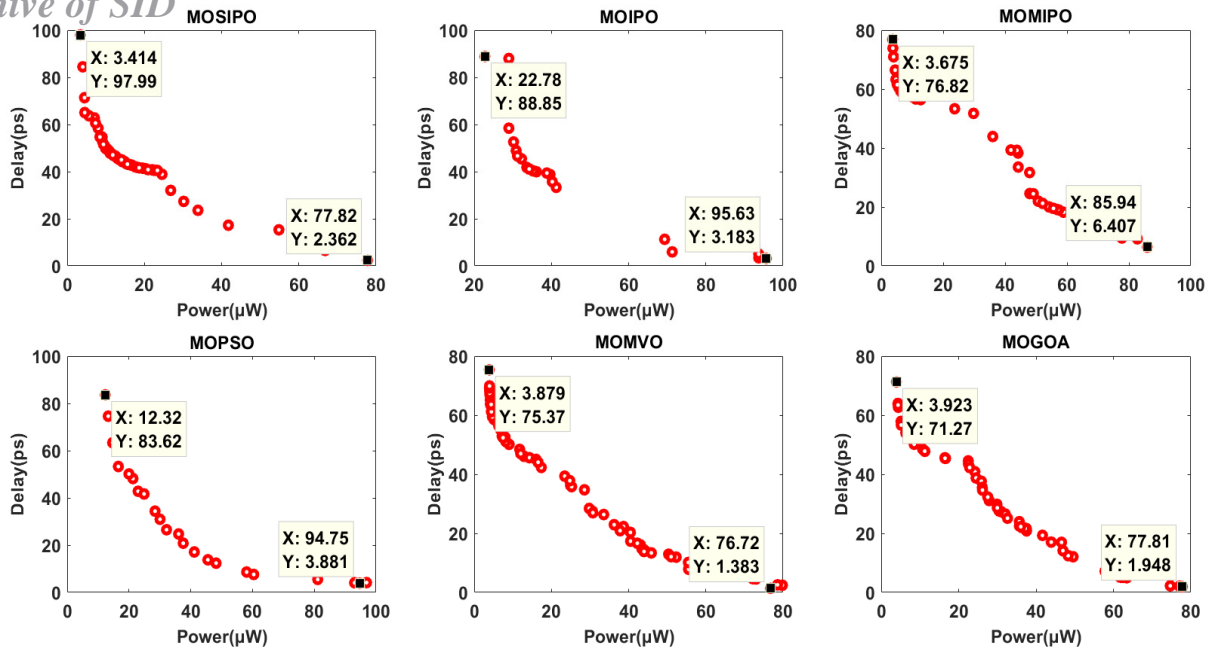
طراحی بهینه مقایسه‌گر دودنباله شکل ۲ به کمک MOSIPO و تعدادی دیگر از الگوریتم‌های ابتکاری چندهدفه (MOSIPO, MOIPO [۳۱], MOMIPO [۳۱], MOPSO [۲۹], MOMVO [۳۲] و MOGOA [۳۳]) انجام و نتایج مقایسه شده است. در فرایند پیوند و تبادل اطلاعات، از نرم‌افزار Mathworks MATLAB ۲۰۱۸a (محیط نوشتن برنامه الگوریتم‌های ابتکاری) و Hspice J-۲۰۱۴.۰۹SP۲.۲ (محیط شبیه‌سازی مقایسه‌گر مذکور) استفاده شده است. جهت طراحی بهینه مقایسه‌گر نمونه با استفاده از روش هوشمند پیشنهادی، مقادیر پهنای کانال ترانزیستورها به عنوان عوامل جستجو و تأخیر و توان مصرفی به عنوان اهداف بهینه‌شونده انتخاب شده‌اند. ساختار عوامل جستجو (توپ برای MOSIPO) نیز به صورت جدول ۶ می‌باشد.

به منظور رعایت قوانین حاکم بر طراحی طبقه تقاضی و کاهش زمان طراحی، پهنای کانال هر جفت از ترانزیستورهای متناظر در طبقات تقاضی یکسان لحاظ می‌شود. همچنین به جهت این که سایز ترانزیستورهای به دست آمده قابلیت ساخت داشته باشد، محدوده قابل

زمان اجرا داشته است. همچنین نتایج به دست آمده حاکی از موفقیت و برتری SIPO نسبت به رقبا می‌باشد.

برتری SIPO در شاخص‌های آماری و نمودارهای همگرایی بسیار چشم‌گیر می‌باشد. همچنین SIPO برای توابع F_1 , F_2 , F_3 در کل اجراها موفق به یافتن بهینه سراسری شده است. مطابق نتایج به دست آمده برای مقادیر کمینه و میانگین در تمامی توابع محک و در مقادیر بیشینه و انحراف معیار در تمامی توابع به جز تابع F_8 برتری SIPO نسبت به دیگر روش‌های ابتکاری قابل توجه می‌باشد. به طور کلی الگوریتم پیشنهادی دارای قابلیت جستجوی قدرتمند و قطعیت همگرایی با قابلیت مانور اولیه بالا در جستجوی پاسخ بهینه برای تمام توابع است. این امر نشان می‌دهد که پارامترهای کنترلی تعریف‌شده به همراه مکانیسم اتخاذشده برای کاوش و بهره‌وری در کنار ساده‌سازی رابطه به روز رسانی شتاب، بسیار بهتر و کارآمدتر از دو پارامتر MIPO و شش پارامتر IPO استاندارد عمل می‌کند. علاوه بر این قابلیت اطمینان و پایداری SIPO برای یافتن بهترین پاسخ بهینه و همگرایی به پاسخ بهینه تضمین شده است، لذا برتری و موفقیت SIPO نسبت به نسخه IPO استاندارد و نسخه بهبودیافته MIPO بسیار محسوس و شایان توجه است.

Archive of SID



شکل ۵: جبهه پرتو حاصل از به کارگیری هر یک از الگوریتم‌های مفروض.

نقاط بین $77.82 \mu W$ و تأخیر $99.97 ps$ تا $2.36 ps$ در MOSIPO، نقاط بین توان‌های $4.54 ps$ تا $24.57 ps$ و تأخیر $65.06 ps$ تا $38.88 ps$ نیز نسبت به سایر نواحی از تراکم بیشتری برخوردارند، لذا طراح امکان انتخاب نقاط بهینه بیشتری در این ناحیه دارد. بررسی و تحلیل جبهه‌های پرتو متعلق به هر یک از الگوریتم‌ها دید وسیعی از ارتباط بین اهداف طراحی در اختیار طراح قرار می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود در صورت تمایل به داشتن یک مقایسه‌گر با سرعت بالا، مصرف توان اجتناب‌ناپذیر می‌باشد و برعکس آن، یعنی در یک مقایسه‌گر با توان مصرفی پایین ناگزیر سرعت مقایسه‌گر کاهش پیدا خواهد کرد. به عبارتی دقیق‌تر همان طور که در ابتدا ادعا شده بود، اهداف طراحی در تضاد با یکدیگر بوده و دست‌یابی به یک مصالحه مناسب میان آنها امری پیچیده و چالش‌برانگیز است. این نتیجه به خودی خود لزوم استفاده طراحان مدار از روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری در هنگام ارائه طرح‌ها و ساختارهای جدید مداری را روشن می‌سازد.

جداول ۸ تا ۱۳ چند نمونه از پاسخ‌های بهینه به دست آمده بر اساس پاسخ‌های جبهه پرتو را برای اجرای برتر مابین ۱۰ اجرای مستقل از نظر مقادیر توان و تأخیر و پهنای ترانزیستورهای متناظر آنها بیان می‌کنند. ارائه پاسخ‌های متنوع از نظر توان و تأخیر توسط MOSIPO حاکی از بهینه‌سازی هوشمند و مصالحه مناسب میان اهداف این مسأله به وسیله روش ابتکاری مفروض است. از سوی دیگر، تنوع و تعداد پاسخ‌های بهینه ارائه‌شده طیف وسیعی از انتخاب را برای طراح مدار فراهم می‌کند و بنابراین طراح می‌تواند هر پیکربندی را انتخاب و پارامترهای مدار را به منظور طراحی مطلوب خود استخراج نماید. مطابق جدول ۸، MOSIPO در اجرای برتر موفق به یافتن ۷۰ نقطه غالب شده که نسبت به MOPSO با ۲۰ و ۲۳ نقطه غالب قابل توجه و بیانگر کارایی مطلوب MOSIPO در یافتن نقاط نامغلوب، در بهینه‌سازی مقایسه‌گر مفروض، نسبت به MOIPO و MOPSO است. یکی از معیارهای مهم در مدارهای الکترونیکی نظیر مقایسه‌گرها میزان فضای اشغالی توسط مدار می‌باشد. دقت در جداول ۸ تا ۱۳ مشخص می‌سازد که مقایسه‌گرهای سرعت بالا، علاوه بر مصرف توان، فضای بیشتری نیز اشغال می‌کنند و در مقابل مقایسه‌گرهای با سایز کوچک، توان مصرفی و سرعت کمتر

جدول ۶: ساختار عوامل جستجو برای مقایسه‌گر نمونه.

عرض ترانزیستورها	توپ
Mt1 width	توپ ۱
Mt2 width	توپ ۲
M1 – M2 width	توپ ۳
M3 – M4 width	توپ ۴
M5 – M6 width	توپ ۵
M7 – M8 width	توپ ۶
M11 – M12 width	توپ ۷
MSC width	توپ ۸

جستجو برای پهنای کانال ترانزیستورها بین $2 \times L_{min}$ تا $300 \times L_{min}$ و طول کانال تمامی ترانزیستورها یکسان و برابر با $L_{min} = 90 nm$ منظور گردیده است. برای تمامی الگوریتم‌ها تعداد تکرار برابر ۱۰۰، جمعیت برابر ۵۰ و ابعاد مخزن برابر ۱۰۰ در نظر گرفته شده و همچنین سایر ملاحظات کنترلی الگوریتم‌های ابتکاری استفاده‌شده در جدول ۷ لیست شده‌اند. نتایج به واسطه پیاده‌سازی الگوریتم‌های مفروض بر اساس ملاحظات ذکرشده و به ازای منبع تغذیه ۱ V، دمای $25^\circ C$ ، سیگنال CLK با فرکانس ۱ GHz و با دامنه ۱ V، ولتاژ ورودی مد مشترک ۰.۷ V و ولتاژ ورودی تفاضلی ۲۰ mV به دست آمده است.

جبهه پرتو به دست آمده برای اجرای برتر مابین ۱۰ اجرای مستقل از نظر مقادیر توان و تأخیر برای هر یک از الگوریتم‌های مفروض در شکل ۵ نشان داده شده است. هر نقطه جبهه پرتو بیانگر یک نقطه غالب بوده و هیچ نقطه‌ای بر نقطه دیگر برتری ندارد، لذا طراح می‌تواند متناسب با اهداف مد نظر، پیکربندی مناسب را انتخاب و پارامترهای مدار مقایسه‌گر را استخراج نماید. بررسی جبهه پرتو متعلق به MOSIPO، MOMIPO، MOPSO، MOMVO و MOGOA بیانگر امکان انتخاب نقاط بهینه در بازه مناسبی از توان و تأخیر می‌باشد اما وجود فقط دو نقطه بهینه در بازه توان $41.22 \mu W$ تا $93.68 \mu W$ و تأخیر $33.33 ps$ تا $5 ps$ در جبهه پرتو MOIPO سبب کاهش تنوع انتخاب طراح در این بازه می‌شود. با وجود امکان انتخاب طرح‌هایی با توان بین $3.41 \mu W$ تا

Archive of SID

جدول ۷: مقادیر پارامترهای کنترلی برای هر یک از الگوریتم‌های مفروض.

MOSIPO	F	β	C	m_{ratio}	α	N_{grid}	β	γ		
	۰.۷	۰.۷	۲.۲	۰.۲	۰.۱	۱۰	۴	۲		
MOIPO	c_1	c_2	$scale_1$	$scale_2$	$shift_1$	$shift_2$	α	N_{grid}	β	γ
	۰.۴۵	۰.۰۸	۱۰.۵۶	۵.۴۵	۰.۰۵۶	۰.۲۲۵	۰.۱	۱۰	۴	۲
MOMIPO	$k \backslash damp$	$k \backslash damp$	α	N_{grid}	β	γ				
	۱.۵۵	۰.۸۶	۰.۱	۱۰	۴	۲				
MOPSO	c_1	c_2	w	w_{damp}	α	N_{grid}	β	γ		
	۲.۳	۲.۳	۱	۱	۰.۱	۱۰	۴	۲		
MOMVO	p	WEP_{Min}	WEP_{Max}							
	۶	۰.۲	۱.۲							
MOGOA	f	l	$cmin$	$cmax$						
	۰.۵	۱.۵	۱	۰.۰۰۰۰۴						

جدول ۸: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOSIPO.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۱۰.۹۱	۰.۱۸	۷.۸۲	۱۰.۹۸	۷.۰۷	۶.۸۲	۰.۱۸	۰.۱۸	۲.۳۶	۷۷.۸۲	۰.۱۸
۲	۰.۱۸	۰.۱۸	۱.۱۲	۳.۴۲	۰.۹۹	۰.۹۳	۰.۱۸	۱.۰۵	۴۶.۸۶	۱۲.۰۴	۰.۵۶
۳	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۷۷	۲.۸۶	۱.۲۱	۱.۱۴	۰.۲۱	۱.۴۷	۴۵.۳۷	۱۳.۳۳	۰.۶۰
...											
۶۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۸.۱۷	۴.۰۸	۲.۴۰	۰.۱۸	۰.۱۸	۲۷.۳۷	۳۰.۱۸	۰.۸۳
۶۹	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۲۵	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۲۳	۰.۳۹	۹۷.۹۹	۳.۴۱	۰.۳۳
۷۰	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۵۵	۴.۱۷	۳.۵۷	۲.۹۱	۰.۱۸	۰.۱۸	۳۲.۰۶	۲۶.۸۱	۰.۸۶

جدول ۹: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOIPO.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۳۷	۴.۴۶	۱۸.۱۵	۰.۱۸	۰.۱۸	۳.۱۸	۹۵.۶۳	۰.۳۰
۲	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۲۴.۹۵	۰.۶۶	۰.۸۱	۰.۱۸	۲.۷۰	۵۸.۴۳	۲۸.۹۷	۱.۶۹
۳	۰.۱۸	۰.۱۸	۸.۴۰	۱۴.۷۱	۰.۱۸	۰.۹۰	۰.۱۸	۱.۹۲	۸۸.۸۵	۲۲.۷۸	۲.۰۲
...											
۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۲۵.۹۸	۲.۱۳	۲.۸۱	۰.۱۸	۱.۸۴	۳۹.۳۹	۳۸.۸۱	۱.۵۳
۱۹	۰.۱۸	۰.۱۸	۶.۳۳	۲۰.۲۹	۱.۱۷	۵.۳۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۳۳.۳۳	۴۱.۲۲	۱.۳۷
۲۰	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۲۶.۹۵	۵.۸۸	۷.۶۸	۰.۱۸	۰.۳۰	۱۱.۳۰	۶۹.۳۲	۰.۷۸

جدول ۱۰: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOMIPO.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۰.۱۸	۰.۱۸	۱.۲۱	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۷۶.۸۲	۳.۷۷	۰.۲۸
۲	۹.۵۷	۰.۱۸	۱۳.۴۰	۱.۱۲	۵.۰۲	۱۶.۵۲	۰.۱۸	۰.۱۸	۶.۴۱	۸۵.۹۴	۰.۵۵
۳	۵.۵۰	۰.۱۸	۱۲.۱۸	۱.۴۰	۳.۲۰	۷.۱۹	۰.۱۸	۰.۱۸	۲۱.۹۸	۵۰.۶۶	۱.۱۱
...											
۹۷	۰.۱۸	۰.۱۸	۵.۱۷	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۵۹.۳۱	۶.۲۶	۰.۳۷
۹۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۱.۳۳	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۰.۱۸	۷۳.۹۱	۳.۷۵	۰.۲۸
۹۹	۹.۵۰	۰.۱۸	۱۳.۱۸	۱.۱۱	۵.۰۱	۱۴.۰۵	۰.۱۸	۰.۱۸	۹.۴۹	۷۷.۷۵	۰.۷۴

جدول ۱۱: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOPSO.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱۵٫۳۱	۱۴٫۸۷	۱۶٫۰۴	۵٫۳۹	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۳٫۸۸	۹۴٫۷۵	۰٫۳۷
۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۴٫۷۲	۶٫۰۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱٫۲۰	۸۳٫۶۲	۱۲٫۳۲	۱٫۰۳
۳	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱۴٫۰۹	۱۴٫۱۶	۱۴٫۸۴	۷٫۲۶	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۴٫۱۶	۹۶٫۹۲	۰٫۴۰
...											
۲۱	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۸٫۲۶	۴٫۳۰	۲٫۸۶	۲٫۸۶	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۳۴٫۳۹	۲۸٫۴۳	۰٫۹۸
۲۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۵٫۵۹	۶٫۳۶	۳٫۹۷	۴٫۴۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۲۰٫۸۳	۳۷٫۵۵	۰٫۷۸
۲۳	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۶٫۸۴	۳٫۳۵	۳٫۹۵	۲٫۵۷	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۳۰٫۹۶	۳۰٫۰۶	۰٫۹۳

جدول ۱۲: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOMVO.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۷٫۶۵	۰٫۱۸	۴٫۴۰	۲۶٫۸۶	۸٫۱۴	۳٫۴۴	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱٫۳۸	۷۶٫۷۲	۰٫۱۱
۲	۱۱٫۱۱	۰٫۱۸	۷٫۱۵	۱۰٫۵۳	۴٫۳۰	۲٫۹۱	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۷٫۷۳	۵۶٫۹۲	۰٫۴۴
۳	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱٫۵۴	۰٫۲۰	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۷۵٫۳۷	۳٫۸۸	۰٫۲۹
...											
۷۰	۹٫۳۸	۰٫۱۸	۵٫۹۷	۱۴٫۵۶	۲٫۹۷	۴٫۲۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۸٫۱۵	۵۵٫۵۵	۰٫۴۵
۷۱	۱۰٫۰۹	۰٫۱۸	۱۲٫۲۰	۱۴٫۰۴	۶٫۶۳	۶٫۴۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۲٫۴۳	۷۹٫۸۱	۰٫۱۹
۷۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۵٫۷۹	۲۵٫۵۷	۷٫۴۷	۱٫۷۱	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱۰٫۱۵	۵۵٫۴۶	۰٫۵۶

جدول ۱۳: پهنای کانال ترانزیستورها، تأخیر و توان مدار مقایسه‌گر مفروض به ازای به کارگیری الگوریتم MOGOA.

اعضای جبهه پرتو	پهنای کانال ترانزیستورها								توابع هدف		
	M1-M2	M3-M4	Mt1	Mt2	M5-M6	M7-M8	M11-M12	MSC	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)
۱	۸٫۸۷	۰٫۱۸	۷٫۸۰	۱۷٫۱۸	۲٫۹۸	۴٫۴۴	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۶٫۶۵	۵۸٫۶۶	۰٫۳۹
۲	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱٫۵۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۷۱٫۲۷	۳٫۹۲	۰٫۲۸
۳	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۴٫۱۱	۶٫۴۳	۳٫۲۳	۳٫۳۳	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۲۷٫۵۵	۳۰٫۴۷	۰٫۸۴
...											
۷۷	۸٫۵۰	۰٫۱۸	۱۴٫۵۳	۱۰٫۸۱	۴٫۷۴	۹٫۴۰	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۱٫۹۵	۷۷٫۸۱	۰٫۱۵
۷۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۴٫۳۰	۲٫۴۷	۲٫۷۳	۲٫۷۸	۰٫۱۸	۰٫۱۸	۴۰٫۸۶	۲۴٫۱۹	۰٫۹۹
۷۹	۱٫۳۴	۰٫۲۱	۱٫۷۳	۱٫۳۵	۰٫۸۱	۰٫۶۸	۰٫۱۸	۰٫۵۳	۴۸٫۵۱	۱۰٫۷۰	۰٫۵۲

دارند. بررسی جداول مذکور در مجموع مقادیر پهنای کانال ترانزیستورها بیانگر عملکرد مطلوب MOSIPO در شاخص مجتمع‌سازی نسبت به دیگر الگوریتم‌ها است به گونه‌ای که در دو پاسخ منتخب جبهه پرتو (کمترین مقدار^۱ PDP و نزدیک‌ترین مقدار به میانگین PDP)، MOSIPO از نظر مجتمع‌سازی نسبت به سایر الگوریتم‌ها در جایگاه دوم قرار می‌گیرد. به منظور برآورد میزان پراکندگی پاسخ‌های بهینه پرتو در اجرای برتر مابین ۱۰ اجرای مستقل، تحلیل‌های آماری توابع هدف برای همه پاسخ‌های بهینه پرتو الگوریتم‌های مفروض در اجرای برتر در جدول ۱۴ گزارش شده است. طبق جدول، MOMVO، MOGOA و MOSIPO به ترتیب با تأخیر ۱٫۳۸ ps، ۱٫۹۵ ps و ۲٫۳۶ ps و PDP، ۰٫۱۱ fJ، ۰٫۱۸ fJ و ۰٫۱۵ fJ کمترین مقادیر تأخیر و PDP را در میان الگوریتم‌های مفروض دارا می‌باشند. همچنین MOSIPO با دستیابی به توان

موفق‌ترین الگوریتم در یافتن توان کمینه بوده است. طبق جدول مذکور، مطلوبیت MOSIPO در شاخص میانگین توان در قیاس با سایر الگوریتم‌ها قابل توجه است و همچنین در میانگین تأخیر بهترین عملکرد متعلق به MOGOA و در میانگین PDP نیز کارکرد MOGOA و MOSIPO از دیگر روش‌های ابتکاری مناسب‌تر بوده است. بررسی و تطبیق هم‌زمان مقادیر کمینه، بیشینه و میانگین حاکی از موفقیت MOSIPO در این شاخص‌ها نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد مقایسه می‌باشد. بر حسب توضیحات فوق طرح‌های ارائه‌شده توسط MOSIPO نسبت به دیگر الگوریتم‌ها برای کاربردهای توان کم و همچنین مواردی که نیاز به برقراری مصالحه مطلوب میان مقادیر توان و تأخیر و به دنبال آن دستیابی به مقادیر PDP مطلوب می‌باشد، مفید واقع می‌شوند. جدول ۱۴ موفقیت ۱۰۰ درصدی MOSIPO را در شاخص آماری واریانس نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد، لذا پراکندگی پاسخ‌های بهینه پرتو در بهترین اجرا MOSIPO از دیگر الگوریتم‌ها کمتر و این الگوریتم از قابلیت اطمینان بالا و پایداری بیشتری

1. Power-Delay Product

پارامتر	کمینه			بیشینه			میانگین			واریانس		
	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)	تأخیر (ps)	توان (μW)	PDP (fJ)	تأخیر (ps) ^۲	توان (μW) ^۲	PDP (fJ) ^۲
MOSIPO	۲,۳۶	۳,۴۱	۰,۱۸	۹۷,۹۹	۷۷,۸۱	۰,۹۵	۴۵,۴۰	۱۷,۱۷	۰,۶۰	۲۰۹,۶۵	۱۹۶,۸۷	۰,۰۳
MOIPO	۳,۱۸	۲۲,۷۸	۰,۳۰	۸۸,۸۵	۹۵,۶۳	۲,۵۵	۳۸,۴۱	۴۶,۴۰	۱,۳۱	۵۹۲,۶۰	۵۷۱,۰۸	۰,۳۳
MOMIPO	۶,۴۱	۳,۶۷	۰,۲۸	۷۶,۸۲	۸۵,۹۴	۱,۷۲	۴۵,۴۵	۲۷,۳۳	۰,۷۳	۳۸۸,۷۵	۶۹۶,۷۲	۰,۱۱
MOPSO	۳,۸۸	۱۲,۳۲	۰,۳۷	۸۳,۶۲	۹۶,۹۲	۱,۰۴	۳۱,۹۹	۴۱,۱۲	۰,۷۷	۵۹۳,۲۳	۷۴۴,۱۷	۰,۰۶
MOMVO	۱,۳۸	۳,۸۸	۰,۱۱	۷۵,۳۷	۷۹,۸۱	۰,۹۹	۳۴,۶۵	۳۰,۲۰	۰,۵۱	۵۴۸,۰۸	۵۷۵,۴۴	۰,۰۵
MOGOA	۱,۹۵	۳,۹۲	۰,۱۵	۷۱,۲۷	۷۷,۸۱	۱,۰۰	۲۵,۳۳	۴۰,۶۱	۰,۵۳	۴۲۶,۸۵	۶۳۷,۶۲	۰,۰۹

به دست آمده به روشنی کارایی روش پیشنهادی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها نشان داد. لذا راهکار به کار رفته جهت ساده‌سازی IPO موفق بوده و ضمن کاهش تعداد پارامترهای کنترلی و کاستن از پیچیدگی‌های تنظیم آنها موجب بهبود قابل توجه عملکرد IPO و برطرف‌سازی معایب آن شده است.

استفاده از شبکه‌های عصبی به همراه روش MOSIPO برای افزایش دقت مدل‌سازی و همچنین فازی‌سازی مقادیر کنترلی MOSIPO جهت بهبود فرایند کاوش و بهره‌وری از جمله چشم‌اندازها برای پژوهش‌های آتی می‌باشند. همچنین با توجه به عملکرد متفاوت ساختارهای مختلف مقایسه‌گرها از نظر مشخصه‌ها (نویز برگشتی، سرعت، سایز، آفست، توان مصرفی و ...)، با افزودن تمامی این ساختارها، یک الگوریتم طراحی کامل‌تر قابل ارائه است. بدین ترتیب، طراح متناسب با اهداف و محدودیت‌ها، بهترین طراحی را از لحاظ انتخاب ساختار به دست می‌آورد.

مراجع

- [1] S. Babayan-Mashhadi and R. Lotfi, "Analysis and design of a low-voltage low-power double-tail comparator," *IEEE Trans. on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, vol. 22, no. 2, pp. 343-352, Feb. 2013.
- [2] Y. S. Ong, *Artificial Intelligence Technologies in Complex Engineering Design*, University of Southampton, Southampton, 2002.
- [3] S. M. Zandavi, "Surface-to-air missile path planning using genetic and PSO algorithms," *J. of Theoretical and Applied Mechanics*, vol. 55, no. 3, pp. 801-812, Jan. 2017.
- [4] B. P. De, R. Kar, D. Mandal, and S. P. Ghoshal, "An efficient design of CMOS comparator and folded cascode op-amp circuits using particle swarm optimization with an aging leader and challengers algorithm," *International J. of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 7, no. 2, pp. 325-344, Apr. 2016.
- [5] E. Yaqubi and S. H. Zahiri, "A CAD tool for design and optimizing latch comparators," *Electronics Industries*, vol. 8, no. 3, pp. 53-66, Mar. 2017.
- [6] E. Yaqubi and S. H. Zahiri, "Optimum design of a double-tail latch comparator on power, speed, offset and size," *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, vol. 90, no. 2, pp. 309-319, Feb. 2017.
- [7] K. B. Maji, R. Kar, D. Mandal, and S. Ghoshal, "Optimal design of low power high gain and high speed CMOS circuits using fish swarm optimization algorithm," *International J. of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 9, no. 5, pp. 771-786, May 2018.
- [8] S. Asaithambi and M. Rajappa, "Swarm intelligence-based approach for optimal design of CMOS differential amplifier and comparator circuit using a hybrid salp swarm algorithm," *Review of Scientific Instruments*, vol. 89, no. 5, pp. 54-63, Apr. 2018.
- [9] G. Gigerenzer and P. M. Todd, the ABC Research Group (Eds.): *Simple Heuristics that Make Us Smart*. Oxford University Press, New York, 1999.
- [10] G. Gigerenzer and W. Gaissmaier, "Heuristic decision making," *Annual Review of Psychology*, vol. 62, no. 7, pp. 451-482, Jan. 2011.
- [11] Z. Pooranian, M. Shojafar, and B. Javadi, "Independent task scheduling in grid computing based on queen bee algorithm," *IAES*

نسبت به سایر الگوریتم‌های مفروض برخوردار است. برآورد کلی جدول ۱۴ مبین برتری و توانمندی MOSIPO نسبت به سایر الگوریتم‌ها در قابلیت اطمینان و یافتن نقاط بهینه در بهینه‌سازی مقایسه‌گر شکل ۲ می‌باشد. لذا ساده‌سازی روابط اصلی و کاهش تعداد پارامترهای کنترلی و کاستن پیچیدگی تنظیم آنها، نه تنها کارایی الگوریتم پیشنهادی را کاهش نداده بلکه بهبود قابل توجه آن را نسبت به IPO و MIPO و دیگر روش‌های ابتکاری مورد مقایسه به دنبال داشته است.

۷- نتیجه‌گیری

وجود اهداف طراحی متناقض در مقایسه‌گرها و برخی پیچیدگی‌های طراحی دستی باعث جلوگیری از دستیابی به پاسخ‌های بهینه می‌شود، لذا روشی هوشمند مبتنی بر الگوریتم‌های ابتکاری برای حذف محدودیت‌ها و کاهش دشواری‌های موجود پیشنهاد شد. به این منظور ابتدا از طریق ساده‌سازی مؤثر الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO)، معایب آن نظیر پیچیدگی معادلات اصلی، پیچیدگی انتخاب پارامترهای کنترلی و برقراری مصالحه میان مفاهیم کاوش و بهره‌وری و همچنین قابلیت اطمینان پایین، برطرف گردید (با نام SIPO). اعمال روش بهبودیافته پیشنهادی بر روی ۱۰ تابع آزمون استاندارد به روشنی موفقیت SIPO را نسبت به برخی از الگوریتم‌های ابتکاری جدید و شناخته‌شده دیگر (IPO و نسخه بهبودیافته آن (MIPO)، GA و PSO) نشان داد. در ادامه نسخه چندهدفه SIPO با بهره‌گیری از روش بهینگی پرتو به منظور طراحی و بهینه‌سازی مدار مقایسه‌گر دودنباله پیشنهاد گردید. روش مذکور با استفاده از مزیت بهینگی پرتو دسته‌ای از پاسخ‌های بهینه را پیشنهاد می‌دهد و طراح را از نوع ارتباط مشخصه‌ها آگاه می‌کند.

با به کارگیری روش پیشنهادی یک مقایسه‌گر قفل‌دار دینامیکی دودنباله مبتنی بر تکنیک ریست بار اشتراکی با هدف بهبود تأخیر و توان و به دنبال آن دستیابی به مقادیر مناسب PDP، طراحی و بهینه‌سازی شد. با علم به این که ساینزبندی ترانزیستورها به عنوان یک بخش مهم در طراحی، تأثیر قابل توجهی بر روی مشخصه‌های اصلی مقایسه‌گر دارد، راهکار پیشنهادی جهت دستیابی به اهداف بهینه‌شونده و ساینزبندی هوشمند ترانزیستورهای مدار مقایسه‌گر مذکور، در نظر گرفته شد. نتایج پایانی یک جبهه پرتو متشکل از طراحی‌های بهینه را ارائه داد که هر کدام از طراحی‌ها متناسب با اهداف طراحی، محدودیت‌ها و ضروریات می‌توانند توسط طراح انتخاب و پیاده‌سازی شوند.

جهت بررسی و سنجش عملکرد روش بهینه‌سازی پیشنهادی، ساینزبندی هوشمند ترانزیستورهای مقایسه‌گر مذکور نیز با بهره‌گیری از الگوریتم‌های ابتکاری MOMVO، MOPSO، MOMIPO، MOIPO و MOGOA انجام و تحلیل آماری مشخصه‌های هدف انجام شد. نتایج

- [26] P. P. Sanjhi and N. Devashrayee, "A novel low offset low power CMOS dynamic comparator," *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, vol. 96, no. 1, pp. 147-158, Jul. 2018.
- [27] V. Savani and N. Devashrayee, "Design and analysis of low-power high-speed shared charge reset technique based dynamic latch comparator," *Microelectronics J.*, vol. 74, no. 5, pp. 116-126, Apr. 2018.
- [28] S. Mohammadi-Esfahrood, A. Mohammadi, and S. H. Zahiri, "A simplified and efficient version of inclined planes system optimization algorithm," in *Proc. 5th IEEE Conf. on Knowledge Based Engineering and Innovation, KBEI'19*, pp. 504-509, Tehran, Iran, 28 Feb.-1 Mar. 2019.
- [29] C. A. C. Coello, G. T. Pulido, and M. S. Lechuga, "Handling multiple objectives with particle swarm optimization," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 3, pp. 256-279, Jun. 2004.
- [30] X. Yao, Y. Liu, and G. Lin, "Evolutionary programming made faster," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 2, pp. 82-102, Jul. 1999.
- [31] A. Mohammadi, M. Mohammadi, and S. H. Zahiri, "Design of optimal CMOS ring oscillator using an intelligent optimization tool," *Soft Computing*, vol. 22, no. 24, pp. 8151-8166, Dec. 2018.
- [32] S. Mirjalili, P. Jangir, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, and I. N. Trivedi, "Optimization of problems with multiple objectives using the multi-verse optimization algorithm," *Knowledge-Based Systems*, vol. 134, no. 1, pp. 50-71, Oct. 2017.
- [33] S. Z. Mirjalili, S. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, and I. Aljarah, "Grasshopper optimization algorithm for multi-objective optimization problems," *Applied Intelligence*, vol. 48, no. 4, pp. 805-820, Apr. 2018.
- [19] م. عبدالرزاق نژاد، "طبقه‌بندی و شناسایی وبسایت‌های فیشینگ به کمک مجموعه قوانین فازی و الگوریتم اصلاح‌شده بهینه‌سازی صفحات شیدار،" *نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران*، ب- مهندسی کامپیوتر، سال ۱۴، شماره ۳-صص. ۳۱۱-۳۲۱ پاییز ۱۳۹۵.
- [20] O. Bozorg-Haddad, M. Solgi, and H. A. Loaiciga, *Meta-Heuristic and Evolutionary Algorithms for Engineering Optimization*, John Wiley & Sons, 2017.
- [21] X. S. Yang, S. Deb, Y. X. Zhao, S. Fong, and X. He, "Swarm intelligence: past, present and future," *Soft Computing*, vol. 22, no. 18, pp. 5923-5933, Oct. 2018.
- [22] N. S. Shahraki, A. Mohammadi, S. Mohammadi-Esfahrood, and S. H. Zahiri, "Improving the performance of analog integrated circuits using multi-objective metaheuristic algorithms," in *Proc. IEEE 5th Conf. on Knowledge Based Engineering and Innovation, KBEI'19*, pp. 822-826, Tehran, Iran, 28 Feb.-1 Mar. 2019.
- [23] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, Sept. 2002.
- [24] M. Reyes-Sierra and C. C. Coello, "Multi-objective particle swarm optimizers: a survey of the state-of-the-art," *International J. of Computational Intelligence Research*, vol. 2, no. 3, pp. 287-308, Aug. 2006.
- [25] B. Murmann and B. E. Boser, "A 12 b 75 MS/s pipelined ADC using open-loop residue amplification," in *Proc. IEEE Int. Solid-State Circuits Conf., ISSCC'03*, vol. 1, pp. 328-497, San Francisco, CA, USA, 13-13 Feb. 2003.

صادق محمدی اسفهرود مدرک کارشناسی مهندسی برق گرایش الکترونیک خود را در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه بیرجند اخذ کرد و همچنین در سال ۱۳۹۸ مقطع کارشناسی ارشد را در رشته مهندسی برق گرایش مدارهای مجتمع الکترونیک در دانشگاه بیرجند به اتمام رساند. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده الگوریتم هوش جمعی، محاسبات نرم، مبدل‌های داده، ادوات نیمه‌هادی و طراحی و شبیه‌سازی مدارهای الکترونیکی می‌باشد.

سیدحمید ظهیری در سال ۱۳۷۲ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی شریف و در سال ۱۳۷۴ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق خود را از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمود و در سال ۱۳۸۴ موفق به اخذ درجه دکترا در رشته مهندسی برق از دانشگاه فردوسی مشهد گردید. دکتر ظهیری در حال حاضر، به عنوان استاد رشته مهندسی برق در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند مشغول به فعالیت می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند بازشناسی الگو، الگوریتم‌های تکاملی، الگوریتم‌های هوش جمعی، محاسبات نرم و ادوات نیمه‌هادی می‌باشد.