

Comparing the Performance of Novel Swarm Intelligence Optimization Methods for Optimal Design of the Sense Amplifier-based Flip-Flops

Sadegh Mohammadi Esfahrood¹, Seyed Hamid Zahiri²

^{1,2} Dept. of Electrical & Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran
hzahiri@birjand.ac.ir, s.mohammadi@birjand.ac.ir

Abstract:

The effectiveness of multi-objective optimization methods, especially the methods based on Swarm Intelligence, has led the researchers to utilize them significantly to solve complex engineering problems with multiple conflicting objectives. This paper aimed at evaluating the performance of new and powerful multi-objective heuristic methods based on Swarm Intelligence (including multi-objective versions of MOPSO, MOGWO, NSGSA, MOGOA, MOIPO, MOMIPO, and MOALO algorithms), and used them for optimal design of the Sense Amplifier-based Flip-Flop (SAFF) using 0.18- μm CMOS technology. In this paper, the channel's width values of the transistors as designing variables, and total average power and delay as the fitness values of the two objective functions were assessed and optimized in terms of multi-objective optimization problem using intelligent optimization algorithm based on Swarm Intelligence assumption in order to achieve the desired values of power-delay product (PDP). Comparing the results obtained for all of the above multi-objective optimization methods, the Multi-Objective Grasshopper Optimization Algorithm (MOGOA) performed better. This method was able to perform very well in the statistical indices of fitness and multi-objective optimization criteria in comparison with other methods. It creates an appropriate trade-off between conflicting objective functions with average power of 24 μW , delay of 95.4 ps and PDP of 2.29 fJ.

Keywords: Swarm Intelligence, Multi-Objective Optimization, Sense Amplifier-based Flip-Flop, Average Power, Delay, Power-delay Product (PDP).

مقایسه عملکرد روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی در طراحی یک فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی

صادق محمدی اسفهرود^۱، سید حمید ظهیری^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

s.mohammadi@birjand.ac.ir

۲- استاد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

hzahiri@birjand.ac.ir

چکیده: کارایی روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه به‌خصوص روش‌های مبتنی بر هوش جمعی سبب شده است پژوهشگران به‌منظور حل مسائل پیچیده مهندسی با اهداف چندگانه متناقض به‌صورت چشمگیری به استفاده از این روش‌ها گرایش پیدا کنند. این مقاله با هدف ارزیابی عملکرد گونه‌های جدید و قدرتمند روش‌های ابتکاری چندهدفه مبتنی بر هوش جمعی (شامل نسخه‌های چندهدفه الگوریتم‌های MOALO و MOMIPO، MOIPO، MOGOA، NSGSA، MOGWO، MOPSO) از آنها برای طراحی بهینه یک فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی (SAFF) با استفاده از تکنولوژی COMS ۰/۱۸ میکرومتر بهره گرفته است. در این مقاله، مقادیر پهنای کانال ترانزیستورهای مدار به‌عنوان متغیرهای طراحی و مقادیر توان متوسط کل و تأخیر به‌عنوان مقادیر برازندگی دو تابع هدف در قالب مسئله بهینه‌سازی چندهدفه با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند مبتنی بر هوش جمعی برای دستیابی به مقادیر مطلوب حاصل ضرب توان - تأخیر (PDP) تخمین و بهینه‌سازی می‌شوند. با مقایسه نتایج به‌دست آمده برای کلیه روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه بالا، روش MOGOA از عملکرد بهتری برخوردار بود؛ به‌طوری‌که این روش توانست در شاخص‌های آماری برازندگی‌ها و معیارهای سنجش روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه نسبت به سایر روش‌ها کارکرد بسیار مطلوبی را نشان دهد. همچنین، با به‌کارگیری روش MOGOA توان متوسط ۲۴ میکرووات، تأخیر ۹۵/۴ پیکوثانیه و PDP ۲/۲۹ فمتوژول به دست آمد که بیان‌کننده مصالحه‌ای مطلوب میان مقادیر توان و تأخیر است.

واژه‌های کلیدی: هوش جمعی، بهینه‌سازی چندهدفه، فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی، توان متوسط، تأخیر، حاصل ضرب توان - تأخیر (PDP)

۱- مقدمه

حل مسئله جدیدی نیازمندند. رویکرد فعلی پژوهشگران به‌منظور مقابله با اینگونه مسائل، استفاده از الگوریتم‌های ابتکاری^۱ مبتنی بر هوش جمعی است [۲،۱]. هوش جمعی^۲ به خانواده‌ای از روش‌های هوش مصنوعی نوین اشاره می‌کند و از رفتارهای جمعی الهام گرفته است که موجودات زنده آن را به نمایش می‌گذارند. رفتارهای اجتماعی بارزترین مشخصه روش‌های هوش جمعی‌اند. در روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی رفتار اجتماعی جمعیتی که به‌صورت محلی با خودشان و محیط اطرافشان در

بسیاری از مسائل بهینه‌سازی در کاربردهای علوم و مهندسی پیچیده و چالش برانگیزند؛ از این رو، به رویکردهای

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۱۰/۲۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۷/۱۷

نام نویسنده مسئول: سیدحمید ظهیری

نشانی نویسنده مسئول: ایران، بیرجند، دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

وراثتی (GA°) را برای به حداقل رساندن حاصل ضرب توان - تأخیر (PDP^{\dagger}) انجام داده‌اند. کوپتا و همکاران در [۱۰] به منظور محاسبه مقادیر کمینه توان و تأخیر یک فلیپ‌فلاپ با تکنولوژی CMOS $0.18\ \mu m$ میکرومتر، از الگوریتم کلونی مورچگان (ACO^{\ddagger}) و نیز الگوریتم GA بهره برده‌اند. مقدار توان، تأخیر و PDP به ترتیب 26.51 میکرووات، 157.94 پیکوثانیه و 4.1863 فمتوزول به ازای الگوریتم ACO و توان 6.58 میکرووات، تأخیر 154.98 پیکوثانیه و PDP 6.58 فمتوزول به ازای الگوریتم GA با منبع تغذیه $1/8$ ولت به دست آمده‌اند. کیوانیان و همکاران در [۱۱] طراحی بهینه یک فلیپ‌فلاپ با تکنولوژی CMOS $0.18\ \mu m$ میکرومتر را مسئله بهینه‌سازی چندهدفه تعریف کرده‌اند. برای این منظور، یک سیستم استنتاج فازی برای بهبود عملکرد الگوریتم NSGA-II[^] پیشنهاد شده است. راهکار پیشنهادی برای کنترل روند بهینه‌سازی مقداردهی هوشمند پهنای کانال ترانزیستورها و منبع تغذیه است. با سیستم فازی تعریف‌شده، طی فرایند بهینه‌سازی به منظور برقراری مصالحه[^] میان بهره‌وری[^] و کاوش[^] در هر تکرار مقادیر همبری[^] و جهش[^] به روزرسانی شده‌اند. با فرکانس کلاک 125 مگاهرتز، توان متوسط کل 172 میکرووات، تأخیر 36.76 نانو ثانیه و PDP 6.32 پیکوزول در این پژوهش به دست آمده است. مرجع [۱۲] رویکردی ترکیبی بر مبنای تلاش منطقی و روش‌های بهینه‌سازی جستجوی گرانشی (GSA^{\ddagger}) و جستجوی داخلی (ISA°) برای کمینه‌سازی مقادیر توان، تأخیر و PDP ارائه داده است.

پژوهش‌های انجام‌شده قبلی هیچ‌کدام به‌طور خاص روی روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی تمرکز نداشته‌اند. همچنین، تاکنون از الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی برای طراحی بهینه نوع خاصی از فلیپ‌فلاپ‌های مبتنی بر تقویت‌کننده‌های حسی ($SAFF^{\dagger}$) استفاده نشده است. در این مقاله برای ارزیابی کاربردپذیری و اثربخشی و نیز مقایسه روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی، یک مجموعه به نسبت جامع از الگوریتم‌های قدرتمند و جدید مبتنی بر هوش جمعی (الگوریتم‌های چندهدفه MOPSO[^]، MOGWO[^]، NSGSA[^]، MOGOA[^]، MOALO[^]، MOIPO[^] و MOMIPO[^])، انتخاب و

تعامل‌اند، ایجاد یک الگوی سراسری را سبب می‌شود. به بیانی دیگر، در اینگونه روش‌ها همکاری مشترکی میان اعضای گروه برای دستیابی به یک هدف نهایی شکل می‌گیرد. توانایی حل مسئله یک روش هوش جمعی از تعامل میان بسیاری از واحدهای پردازش اطلاعات ساده (یا عوامل جستجو) به دست می‌آید [۶-۳].

در مسائل بهینه‌سازی هنگامی که هدف واحد وجود دارد، باید بهترین راه‌حل ممکن (موسوم به بهینه سراسری[^])، یا حداقل تقریب خوبی از آن یافت شود؛ باین حال، هنگام ارائه مدل‌های بهینه‌سازی برای یک مسئله، غالباً بیش از یک هدف وجود دارد که معمولاً این اهداف در تعارض با یکدیگرند. این مسائل با دو یا چند تابع هدف، چندهدفه خوانده می‌شوند و به ابزارهای ریاضی و الگوریتم‌هایی متفاوت نسبت به آنهایی نیاز دارند که برای حل مسائل بهینه‌سازی تک‌هدفه استفاده می‌شوند [۱]. فرایند بهینه‌سازی نظام‌مند و هم‌زمان مجموعه‌ای از توابع هدف، بهینه‌سازی چندهدفه (MOO[^]) نامیده می‌شود [۷]. بهینه‌سازی چندهدفه بخشی از فعالیت‌های بهینه‌سازی است و اهمیت عملی زیادی دارد؛ زیرا تقریباً همه مسائل بهینه‌سازی در جهان را می‌توان به صورت مسائلی با اهداف چندگانه متناقض در نظر گرفت [۸]. بنابراین، طی سالیان گذشته، روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه به‌طور چشمگیری تکامل یافته‌اند و امروزه تعداد زیادی از الگوریتم‌ها و پیاده‌سازی‌ها در دسترس‌اند.

کارایی روش‌های ابتکاری چندهدفه سبب گسترش استفاده از آنها برای طراحی بهینه مدارهای الکترونیکی نظیر فلیپ‌فلاپ‌ها شده است. نکته شایان ذکر در طراحی فلیپ‌فلاپ‌ها، تناقض در اهداف طراحی به‌ویژه مقادیر توان و تأخیر است. این موضوع سبب می‌شود موفقیت در دستیابی به این اهداف با روش‌های سنتی پیچیده و زمان‌بر باشد؛ از این رو به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه در طراحی مدارهای فلیپ‌فلاپ می‌تواند مؤثر واقع شود.

پژوهش‌های اخیر روش‌های متفاوتی را مبتنی بر الگوریتم‌های ابتکاری برای طراحی بهینه فلیپ‌فلاپ‌ها پیشنهاد کرده‌اند. اعزی‌نیا و همکاران در [۹] بهینه‌سازی فلیپ‌فلاپ لچ ترکیبی اصلاح‌شده با استفاده از الگوریتم

۲- روش های بهینه سازی چندهدفه مبتنی بر

هوش جمعی

این بخش مفهوم بهینه سازی چندهدفه و نسخه چندهدفه الگوریتم های مفروض را به اختصار بیان می کند (از توضیح الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات چندهدفه "MOPSO" به دلیل متداول بودن اجتناب شده است).

۲-۱- بهینه سازی چندهدفه (MOO)

در بهینه سازی چندهدفه، برخلاف بهینه سازی تک هدفه، یک پاسخ واحد نمی تواند بهترین راه حل معرفی شود؛ بنابراین، آنها مجموعه ای از راه حل ها (یک جبهه پرتو) را پیشنهاد می دهند. در بیشتر موارد، مسائل بهینه سازی مدارهای الکترونیکی شامل بیش از یک تابع هدف اند که تمامی توابع عملکردی و محدودیت های اعمالی / ذاتی را برآورده می کنند. یک مسئله بهینه سازی متداول چندهدفه شامل مجموعه ای از n پارامتر (متغیرهای تصمیم)، k تابع هدف و m قید است. توابع هدف و قیود، توابعی از متغیرهای تصمیم اند. رابطه (۱)، حالت بهینه سازی چندهدفه را نشان می دهد [۱۹، ۱۸]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimize} \\ y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)); \\ \text{subject to} \\ e(x) = (e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)) \leq 0 \\ \text{where } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \\ y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y \end{array} \right. \quad (1)$$

در رابطه (۱)، x بردار تصمیم و Y بردار هدف است. همچنین، X فضای تصمیم و Y فضای هدف نام می گیرند. قیود $e(x) \leq 0$ مجموعه ای از پاسخ های ممکن را تعیین می کنند.

۲-۲- الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری

چندهدفه (MOGWO)

میرجیلی و همکاران، الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری (GWO) استاندارد را در سال ۲۰۱۳ با الهام از سلسله مراتب رهبری و مکانیسم شکار گرگ خاکستری در طبیعت پیاده سازی کرده اند [۲۰]. شکل (۱) سازوکار اجرایی MOGWO را نشان می دهد [۲۱].

برای نخستین بار از آنها به منظور کمینه کردن مقادیر توان و تأخیر یک مدار SAFF بهره گیری شده است. در راستای دستیابی به مقادیر کمینه توان و تأخیر، محاسبه هوشمند مقادیر پهنای کانال (w) ترانزیستورهای مدار مدنظر است.

پژوهشگران در پژوهش های اخیر، طراحی بهینه مدارهای الکترونیکی مختلف را در قالب مسائل بهینه سازی چندهدفه در شرایط روش های هوش جمعی بالا تعریف کرده اند؛ برای مثال، یعقوبی و همکاران در [۱۳] طراحی یک مقایسه گر دو دنباله^{۲۴} را به منظور دستیابی به مقادیر مطلوب توان، تأخیر، اندازه و آفست، یک مسئله بهینه سازی چندهدفه تعریف کرده اند. راهکار پیشنهادی برای برآورده سازی اهداف طراحی، سایزبندی هوشمند پهنای کانال ترانزیستورهای مدار با بهره گیری از MOIPO است. مرجع [۱۴] ضمن ارائه روش های چندهدفه MOIPO و MOMIPO، یک نوسان ساز حلقوی^{۲۵} را به کمک این دو روش و مقایسه نتایج حاصل با روش چندهدفه MOPSO بهینه سازی کرده است. همچنین، یک نوسان ساز حلقوی سه طبقه در [۱۵] با بهره گیری از روش های چندهدفه MOGWO و NSGSA بهینه سازی شده است. صیادی شهرکی و همکاران در [۱۶] طراحی یک تقویت کننده کم نویز^{۲۶} را در قالب یک مسئله بهینه سازی سه هدفه تعریف کرده و روش MOGWO را برای دستیابی به اهداف به کار گرفته اند. مرجع [۱۷] نیز از روش MOPSO به منظور طراحی بهینه یک تقویت کننده کم نویز استفاده می کند. آنچه در پژوهش های ذکر شده مشهود است، بهبود چشمگیر عملکرد مدارهای بررسی شده در قیاس با روش های سنتی است.

در بخش دوم مقاله، روش های بهینه سازی چندهدفه مبتنی بر هوش جمعی مفروض و مفهوم بهینه سازی چندهدفه به اختصار بیان شده اند. در بخش سوم، فلیپ فلاپ های مبتنی بر تقویت کننده حسی معرفی شده اند و خلاصه ای از ماهیت آنها توضیح داده شده است. بخش چهارم، رویکرد پیشنهادی و بیان نتایج و تحلیل آنها را شرح داده و بخش پنجم، جمع بندی مقاله را به خود اختصاص داده است.

۱. ایجاد جمعیت اولیه

۲. محاسبه تابع برازندگی برای هر عامل جستجو

۳. تا زمانی که شرط تکرار برقرار می‌باشد:

۴. به‌روزرسانی مخزن خارجی

۵. مرتب‌کردن جمعیت بر اساس شرط‌های غلبه‌کردن

۶. به‌روزرسانی فهرست فرات متحرک، به میزان درصد نحوه‌گرایی از اعضای مخزن به‌صورت تصادفی انتخاب و در فهرست فرات متحرک وارد می‌شوند.

۷. به‌روزرسانی جرم فرات متحرک توسط روابط (۲-۴):

$$a_i(t) = G(t) \sum_{j \in \text{Best}(t)} \text{rand}_j \frac{M_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} \times (x_j + x_i) \quad (2)$$

$$G(t) = G_0 \times (1 - t/T) \quad (3)$$

$$G_0 = \beta \max_{d \in \{1, \dots, n\}} (ub_d - lb_d) \quad (4)$$

به‌نحوی که t تکرار جاری، G ثابت گرانش، K_{best} میانگین مجموعه k جرم برتر جمعیت، rand_i یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0, 1]$ ، M_j جرم نرمال شده، R_{ij} فاصله اقلیمایی بین دو عامل i و j ، ϵ یک عدد بسیار کوچک، x_i بردار موقعیت عامل i ، T بیشینه تعداد تکرار، β یک پارامتر کنترلی، ub کران بالا، d بعد d ، lb کران پایین بعد d است.

۸. به‌روزرسانی شتاب فرات

۹. به‌روزرسانی سرعت فرات مطابق روابط (۵) و (۶):

$$v_i(t+1) = \omega(t) \times v_i(t) + a_i(t) \quad (5)$$

$$\omega(t) = \omega_0 - (\omega_0 - \omega_1) \frac{t}{T} \quad (6)$$

که ω ضریب اینرسی است.

۱۰. به‌روزرسانی و جهش برای تمام فرات توسط روابط (۷-۹):

$$v'_i(t+1) = \text{Sign_Mutate}(v_i(t+1)) \quad (7)$$

$$v''_i(t+1) = \text{Reordering_Mutate}(v'_i(t+1)) \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v''_i(t+1) \quad (9)$$

۱۱. بازگشت به ابتدا گام سوم

۱۲. بازگرداندن مخزن به‌عنوان پاسخ نهایی و بهینه

شکل (۲): شبه کد الگوریتم NSGSA

۱. تعیین جمعیت اولیه و مقداردهی پارامترها

۲. محاسبه برازندگی برای هر یک از عوامل جستجو

۳. یافتن پاسخ‌های غالب و شکل‌دهی مخزن

۴. انتخاب رهبران از مخزن

۵. تا زمانی که شرط تکرار برقرار می‌باشد:

۶. به‌روزرسانی موقعیت عوامل جستجو

۷. محاسبه تابع برازندگی همه عوامل و یافتن پاسخ غالب و اصلاح مخزن

۸. در صورت پرشدن مخزن، اجرای مکانیسم شبکه به‌منظور حذف یکی از اعضای مخزن و افزودن پاسخ جدید به مخزن

۹. انتخاب رهبران از مخزن

۱۰. بازگشت به ابتدا گام پنجم

۱۱. بازگرداندن مخزن به‌عنوان پاسخ بهینه و نهایی

شکل (۱): شبه کد الگوریتم MOGWO

۳-۲- الگوریتم جستجوی گرانشی با مرتب‌سازی نامغلوب (NSGSA)

راشدی و همکاران، نسخه استاندارد الگوریتم جستجوی گرانشی را در سال ۲۰۰۹ ارائه کرده‌اند. این روش از قوانین جاذبه و حرکت نیوتن برای جستجو بهره می‌برد [۲۲]. مراحل مختلف NSGSA در شکل (۲) مشاهده می‌شود [۲۳].

۴-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ملخ چندهدفه (MOGOA)

صارمی و همکاران، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) استاندارد را در سال ۲۰۱۷ بر مبنای رفتار ملخ‌ها در طبیعت پیاده‌سازی کرده‌اند [۲۴]. رویه اجرایی MOGOA مطابق شکل (۳) است [۲۵].

۱. تعیین جمعیت اولیه و مقداردهی پارامترها
 ۲. محاسبه تابع برازندگی برای هر عامل جستجو
 ۳. یافتن پاسخ های غالب و شکل دهی مخزن
 ۴. تا زمانی که شرط تکرار برقرار می باشد
 ۵. به روز رسانی مقادیر k_1 و k_2 مطابق روابط (۱۴) و (۱۵):

$$k_1(t) = \frac{c_1}{1 + \exp((t - \text{shift}_1) \cdot \text{scale}_1)} \quad (14)$$

$$k_2(t) = \frac{c_2}{1 + \exp(-(t - \text{shift}_2) \cdot \text{scale}_2)} \quad (15)$$

به طوری که در روابط (۱۴) و (۱۵) c_1 ، c_2 ، shift_1 و shift_2 -
 scale_1 و scale_2 نوابسی هستند که به صورت تجربی تعیین می-
 شوند
 ۶. محاسبه شتاب توسط روابط (۱۶) و (۱۷):

$$a_i^d(t) = \sum_{j=1}^N U(f_j(t) - f_i(t)) \cdot \sin(\phi_{ij}^d(t)) \quad (16)$$

$$\phi_{ij}^d(t) = \left(\tan^{-1} \left(\frac{f_j(t) - f_i(t)}{x_i^d(t) - x_j^d(t)} \right) \right) \quad (17)$$

به گونه ای که در روابط (۱۶) و (۱۷) شتاب توپ a_i^d در
 بُعد d ، ϕ_{ij}^d زاویه بین توپ i و توپ j در بُعد d ، f_i
 مقدار تابع هدف (ارتفاع) برای توپ i و $U(\cdot)$ تابع پله واحد
 است.
 ۷. محاسبه سرعت طبق رابطه (۱۸):

$$v_i^d(t) = \frac{x_{best}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t} \quad (18)$$

به نحوی که در رابطه (۱۸) سرعت توپ i در بُعد d در
 و x_{best}^d توپ با کمترین ارتفاع (برازندگی) در کل تکرارها تا تکرار
 جاری است.
 ۸. به روز رسانی موقعیت هر یک از توپ ها به وسیله رابطه (۱۹):

$$x_i^d(t+1) = k_1 \cdot \text{rand}_1 \cdot a_i^d(t) \cdot \Delta t^2 + k_2 \cdot \text{rand}_2 \cdot v_i^d(t) \cdot \Delta t + x_i^d(t) \quad (19)$$

۹. محاسبه تابع برازندگی برای هر عامل جستجو
 ۱۰. به روز رسانی محتویات مخزن
 ۱۱. بازگشت به ابتدا گام چهارم
 ۱۲. بازگرداندن مخزن به عنوان پاسخ نهایی و بهینه

شکل (۴): شبه کد الگوریتم MOIPO

الگوریتم MOMIPO نسخه بهبود یافته MOIPO است که با هدف ایجاد یک مصالحه قدرتمند میان مفاهیم بهره وری و کاوش و همچنین، اصلاح پیچیدگی پارامترهای ساختاری آنها معرفی شده است [۲۷، ۱۴]. در MIPPO دو ثابت k_1 و k_2 که در روابط (۱۴) و (۱۵) بیان شدند، به صورت روابط (۲۰) و (۲۱) اصلاح می شوند:

$$k_1(t) = k_{1damp} \left(\frac{T-t}{T} \right) \quad (20)$$

۱. تعیین جمعیت اولیه و مقداردهی پارامترها
 ۲. تا زمانی که شرط تکرار برقرار می باشد:
 ۳. به روز رسانی c با استفاده از رابطه (۱۰):

$$c = c_{max} - t \frac{c_{max} - c_{min}}{T} \quad (10)$$

ضریب c به منظور تنظیم ناحیه آسایش و نیروی جاذبه و دافعه
 ملخها می باشد. در رابطه (۱۰) c_{max} بیشترین مقدار و c_{min}
 کمترین مقدار است.
 ۴. انتخاب ملخ هدف از مخزن
 ۵. نرمال سازی فاصله بین ملخها
 ۶. به روز رسانی موقعیت ملخها توسط رابطه (۱۱):

$$x_i^d = c \left(\sum_{j=1}^N c \frac{ub_d - lb_d}{2} \sin(|x_j^d - x_i^d|) \bar{d}_{ij} \right) + \bar{T}_d \quad (11)$$

به نحوی که در رابطه (۱۱) \bar{T}_d ملخ هدف بُعد d ام بهترین
 پاسخ به دست آمده در کل تکرارها تا تکرار جاری و \bar{d}_{ij} فاصله
 بین ملخ i ام و ملخ j ام است و به صورت $\bar{d}_{ij} = |x_j - x_i|$
 محاسبه می گردد. همچنین تابع S بیانگر تعاملات اجتماعی و مطابق
 رابطه (۱۲) محاسبه می شود:

$$s(r) = f e^{-T} - e^{-r} \quad (12)$$

به نحوی که در رابطه (۱۲) f نشان دهنده شدت جاذبه و l
 مقیاس طولی جاذبه است.
 ۷. به روز رسانی مخزن
 ۸. در صورت پر شدن مخزن، حذف تعدادی از پاسخها با مکانیسم
 چرخ گردان و رابطه (۱۳) به منظور جایگزینی پاسخهای جدید:

$$P_i = N_i \quad (13)$$

به نحوی که در رابطه (۱۳) N_i تعداد پاسخها در مجاورت پاسخ
 i ام است.
 ۹. بازگشت به ابتدا گام دوم
 ۱۰. بازگرداندن مخزن به عنوان پاسخ نهایی و بهینه

شکل (۳): شبه کد الگوریتم MOGOA

۲-۴- الگوریتم بهینه سازی سیستم صفحات

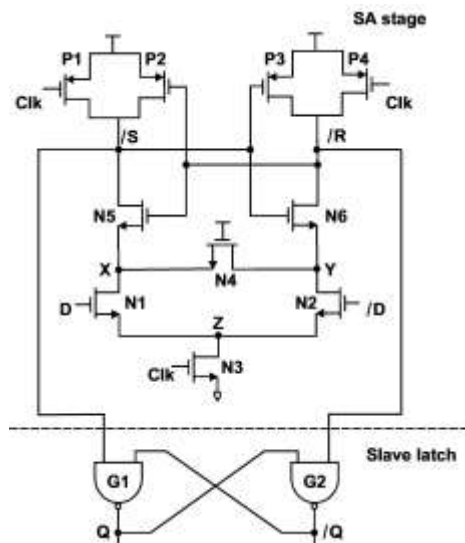
شیب دار چند هدفه (MOIPO)

مظفری و همکاران، الگوریتم بهینه سازی سیستم صفحات شیب دار (IPO) استاندارد را در سال ۲۰۱۶ معرفی کرده اند. این الگوریتم الهام گرفته از حرکت اجسام کروی روی سطح شیب دار بدون اصطکاک است [۲۶]. شبه کد MOIPO در شکل (۴) نمایش داده شده است [۱۴].

۳- فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی (SAFF)

فلیپ‌فلاپ‌ها یکی از عناصر اصلی ذخیره‌سازی در انواع سیستم‌های دیجیتال اند که به‌طور گسترده در شبکه‌های پالس ساعت استفاده می‌شوند. توان مصرفی شبکه‌های پالس ساعت حدود ۲۵٪ تا ۴۰٪ توان مصرفی کل سیستم است. همچنین، فلیپ‌فلاپ‌ها عناصر مهمی در زمان‌بندی سیستم‌های دیجیتال محسوب می‌شوند که بر سرعت سیستم تأثیر زیادی دارند [۳۰، ۳۱، ۳۲]؛ بنابراین، کاهش توان مصرفی و افزایش سرعت فلیپ‌فلاپ‌ها تأثیر به‌سزایی بر سرعت و توان کل سیستم دارد [۳۳]. از این رو، فلیپ‌فلاپ‌ها در پژوهش‌های اخیر با روش‌ها و کاربردهای متنوعی مطالعه شده‌اند. در این میان، طراحی فلیپ‌فلاپ پیشنهاد شده در [۳۴]، مبتنی بر تقویت‌کننده حسی است که از یک تقویت‌کننده حسی منطقی و لچ ^{TV}RS تشکیل می‌شود.

شکل (۶)، مدار فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی استاندارد (قراردادی) را نشان می‌دهد. متمم D ($/D$) با گیت وارونگر در منطق CMOS فراهم می‌شود. هنگام راه‌اندازی کلاک (CLK) با سطح پایین، ترانزیستور N_3 خاموش است و زوج P_1 و P_4 روشن‌اند؛ در نتیجه، دو گره خروجی ($/S$ و $/R$) به سطح ولتاژ بالا، سوئیچ و باعث حفظ وضعیت قبلی Q و $/Q$ با لچ پیرو RS می‌شوند.



شکل (۶): فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی (SAFF)

قراردادی

$$k_2(t) = k_{2damp} \left(\frac{t}{T} \right) \quad (21)$$

۲-۵ الگوریتم بهینه‌سازی شیرمورچه چندهدفه (MOALO)

میرجلیلی، الگوریتم بهینه‌سازی شیرمورچه (ALO) استاندارد را در سال ۲۰۱۵ با الهام از مکانیسم شکار شیرمورچه در طبیعت ارائه کرده است [۲۸]. شکل (۵)، سازوکار اجرایی MOALO را نشان می‌دهد [۲۹].

۱. تعیین جمعیت اولیه مورچه‌ها و شیرمورچه‌ها
۲. تا زمانی که شرط تکرار برقرار می‌باشد:
۳. انتخاب یک شیرمورچه تصادفی از مخزن
۴. انتخاب نخبه یا مکانیسم چرخ‌گردان از مخزن
۵. به‌روزرسانی پارامترهای c و d توسط روابط (۲۲) و (۲۳):

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (22)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (23)$$

به‌طوری‌که در روابط (۲۲) و (۲۳) c^t کمترین مقدار در بین تمامی متغیرها در تکرار t ام و d^t نشان‌دهنده برداری شامل بیشترین تمامی متغیرها در تکرار t ام است. همچنین I یک نسبت محاسبه شده می‌باشد که مطابق رابطه (۲۴) بدست می‌آید:

$$I = 1 + 10^{w \cdot \frac{t}{T}} \quad (24)$$

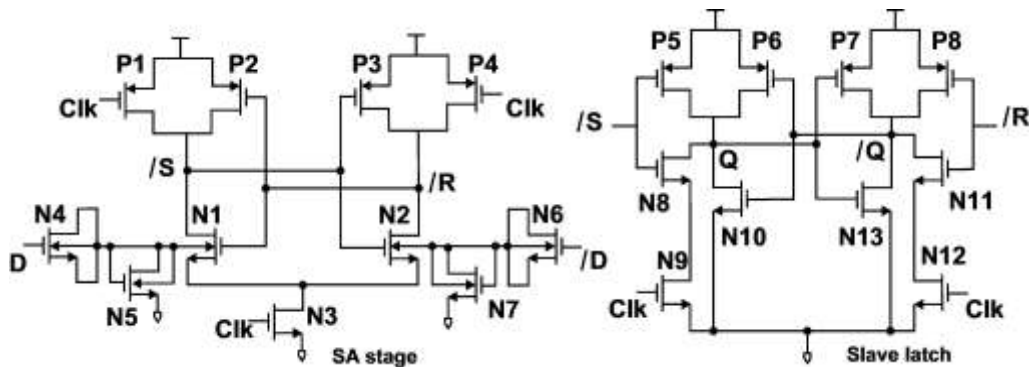
مانند آنکه ثابت w به تکرار جاری بستگی داشته و سطح بهره‌وری به‌وسیله آن تنظیم می‌شود.
۶. ایجاد یک پیاده‌روی تصادفی و نرمال‌سازی آن
۷. به‌روزرسانی موقعیت مورچه توسط رابطه (۲۵):

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (d_i - c_i^t) + c_i}{(d_i^t - a_i)} \quad (25)$$
۸. محاسبه تابع برازندگی برای همه مورچه‌ها
۹. به‌روزرسانی مخزن
۱۰. در صورت پرشدن مخزن، حذف تعدادی از پاسخ‌ها با مکانیسم چرخ‌گردان و رابطه (۲۶) به‌منظور جایگزینی پاسخ‌های جدید:

$$P_i = \frac{N_i}{c} \quad (26)$$

به‌گونه‌ای که در رابطه (۲۶) c یک ثابت بزرگ‌تر از ۱ و N_i تعداد پاسخ‌های مجاور پاسخ i ام است.
۱۱. بازگشت به ابتدا گام دوم
۱۲. بازگرداندن مخزن به‌عنوان پاسخ نهایی و بهینه

شکل (۵): شبه‌کد الگوریتم MOALO



شکل (۷): مدار نمونه فلیپ فلاپ مبتنی بر تقویت کننده حسی

$$P_D = V_{DD}^2 \cdot C \cdot f_{clk} \quad (۲۷)$$

$$P_S = V_{DD} \cdot I_{DC} \quad (۲۸)$$

$$P_{LeakagePower} = V_{DD} \cdot I_{peak} \cdot t_{SC} \cdot f_{clk} \quad (۲۹)$$

در روابط (۲۷-۲۹)، P_D توان پویا، V_{DD} ولتاژ تغذیه، C نشان دهنده مجموع خازن‌های داخلی و خازن بار، f_{clk} فرکانس کلاک، P_S بیان کننده توان ایستا، I_{DC} مجموع جریان‌های ناشی ترانزیستورهای مدار، $P_{LeakagePower}$ مقدار توان جریان اتصال کوتاه، I_{Peak} جریان اشباع شبکه‌های n و P است. t_{SC} نیز مدت زمانی است که در حین تغییر حالت، هر دو شبکه روشن‌اند. توان متوسط کل نیز مطابق رابطه (۳۰) به دست می‌آید:

$$Total Power = P_D + P_S + P_{LeakagePower} \quad (۳۰)$$

همچنین، به منظور محاسبه زمان تأخیر از روابط (۳۱-۳۳) استفاده می‌شود:

$$t_{PHL} = \frac{C_{load}}{K_n(V_{DD} - V_{TH,n})} \left[\frac{2V_{TH,n}}{V_{DD} - V_{TH,n}} + \ln\left(\frac{4(V_{DD} - V_{TH,n})}{V_{DD}} - 1\right) \right] \quad (۳۱)$$

$$t_{PLH} = \frac{C_{load}}{K_p(V_{DD} - |V_{TH,p}|)} \left[\frac{2|V_{TH,p}|}{V_{DD} - |V_{TH,p}|} + \ln\left(\frac{4(V_{DD} - |V_{TH,p}|)}{V_{DD}} - 1\right) \right] \quad (۳۲)$$

در راه‌اندازی کلاک با سطح بالا، N_3 روشن می‌شود و زوج P_1 و P_4 خاموش می‌شوند. با روشن شدن N_3 ، گره داخلی Z به سطح ولتاژ زمین نزول خواهد کرد. اگر D در سطح پایین و $/D$ در سطح بالا باشد، N_2 روشن و N_1 خاموش می‌شود. از طریق ترانزیستورهای بالا کش P_2 و P_3 و زوج پایین کش N_5 و N_6 ، گره $/R$ به سطح پایین و گره S به سطح بالا کشیده می‌شود. روشن بودن دائمی N_4 نیز سبب خواهد شد (در زمان CLK در سطح بالا) همواره S یا R به سطح پایین کشیده شوند. در ادامه، Q و $/Q$ با لچ پیرو مطابق وضعیت $/R$ و S هدایت می‌شوند [۳۵].

۴- رویکرد پیشنهادی، نتایج و تحلیل‌ها

در این مقاله به منظور مقایسه و ارزیابی عملکرد تعدادی از الگوریتم‌های مبتنی بر هوش جمعی، از الگوریتم‌های MOGOA، NSGSA، MOGWO، MOPSO، MOALO و MOMIPO. MOIPO به منظور طراحی بهینه مدار SAFF شکل (۷) [۳۶] از منظر PDP بهره‌گیری شده است. راهکار پیشنهادی برای دستیابی به مقادیر مطلوب PDP، کمینه‌سازی تأخیر و توان متوسط کل از طریق مقداردهی هوشمند پهنای کانال ترانزیستورهای مدار SAFF مفروض است.

سه منبع اصلی مصرف توان برای دروازه NOT به‌عنوان دروازه پایه در تکنولوژی CMOS در مدارات VLSI یعنی توان پویا، توان ایستا و توان مصرفی جریان اتصال کوتاه در روابط (۲۷-۲۹) محاسبه شده‌اند:

۱/۸ ولت، خازن بار ۱۰۰ فمتوفاراد و سیگنال CLK با فرکانس ۱۰۰ مگاهرتز و با دامنه ۱/۸ ولت به دست آمده‌اند. جدول‌های (۸-۲) نتایج به‌دست‌آمده را براساس پاسخ‌های جبهه‌پرتو برای بهترین اجرا بین ۱۰ اجرای مستقل از نظر مقادیر توان، تأخیر و PDP به‌طور خلاصه بیان می‌کنند. این نتایج حاکی از بهینه‌سازی هوشمند و مصالحه مناسب میان اهداف این مسئله با الگوریتم‌های مفروض است. همچنین، تنوع و تعداد پاسخ‌های بهینه ارائه‌شده، طیف وسیعی از انتخاب را برای طراح مدار فراهم می‌کند؛ بنابراین، طراح هر پیکربندی را می‌تواند انتخاب و پارامترهای مدار را برای طراحی مطلوب خود استخراج کند.

تحلیل‌های آماری پارامترهای مدار برای همه پاسخ‌های بهینه پرتو هر الگوریتم بر مبنای بهترین اجرا در جدول (۹) گزارش شده است. مطابق جدول (۹)، هرکدام از الگوریتم‌ها تمرکز نسبی بر یک تابع هدف داشته‌اند؛ برای مثال، MOPSO و MOGOA با تأخیر ۹۵/۴ میکوثانیه، کمترین مقدار تأخیر در میان الگوریتم‌های مفروض را دارند. در مقابل، کمینه توان با تفاوتی اندک به ترتیب به MOGWO و MOIPO متعلق است؛ باوجوداین، MOGWO و MOMIPO کمینه مقادیر PDP را گزارش کرده‌اند و به عبارتی، نسبت به دیگر الگوریتم‌ها موفق به برقراری بهترین مصالحه میان مقادیر توان و تأخیر شده‌اند. مطابق این توضیحات، ساختارهای پیشنهادی با MOPSO و MOGOA، برای کاربردهای سرعت بالا و MOGWO و MOIPO برای کاربردهای توان کم مناسب‌اند. همچنین، برای مواردی که به برقراری مصالحه مطلوب میان مقادیر تأخیر و توان نیاز است، استفاده از MOGWO و MOMIPO پیشنهاد می‌شود.

مطابق جدول (۹)، در MOMIPO با میانگین تأخیر ۱۰۶/۵۴ میکوثانیه، MOGWO با میانگین توان ۱۷/۵۰ میکرووات و MOGOA با میانگین PDP ۲/۳۷ فمتوژول، بهترین مقادیر میانگین به دست آمده است. مقایسه هم‌زمان مقادیر کمینه، بیشینه و میانگین، نشان‌دهنده موفقیت و برتری MOIPO در کاهش مصرف توان و MOGOA در کاهش زمان تأخیر و PDP در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها است.

$$t_p = \max(t_{PHL}, t_{PLH}) \quad (33)$$

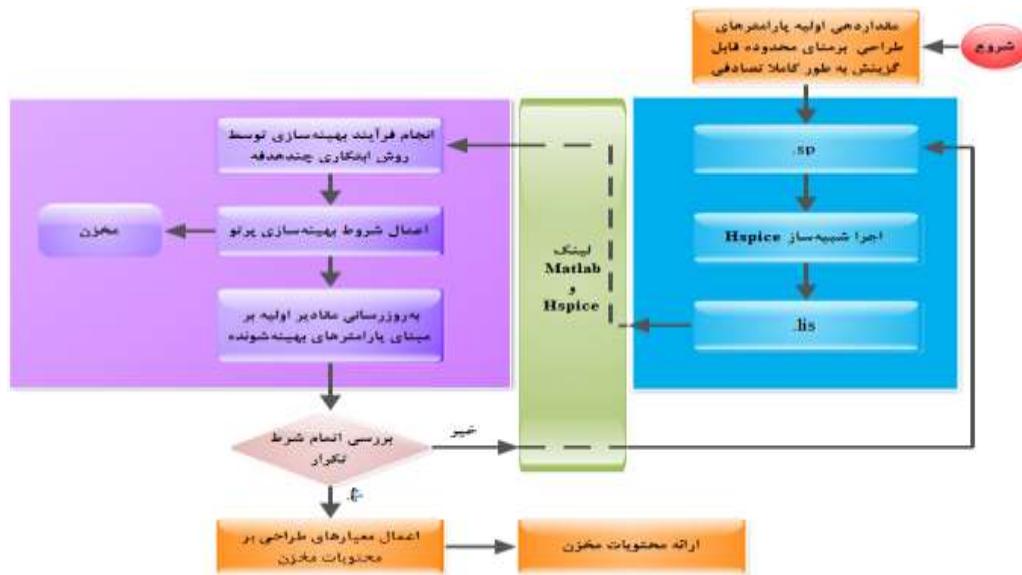
به‌طوری‌که در روابط (۳۱-۳۳)، t_{PLH} و t_{PHL} به ترتیب بیان‌کننده زمان تأخیر صفر و یک شدن خروجی‌اند [۱۱]. اگرچه روابط (۲۷-۳۳) به صورت تحلیلی برای دروازه NOT در تکنولوژی CMOS استخراج شده‌اند، می‌توان آنها را برای بسیاری از دروازه‌های ساده منطقی تسری داد. رویکرد ما برای دستیابی به بهترین مصالحه میان مقادیر توان و تأخیر، طراحی و مقداردهی هوشمند مقادیر w ترانزیستورهای مدار شکل (۷) است. روند کار ابزار بهینه‌سازی چندهدفه پیشنهادی با روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی مفروض مبتنی بر لینک بین نرم‌افزارهای Matlab^{۲۸} و Hspice^{۲۹} در نمودار شکل (۸) خلاصه شده است. با توجه به مشاهدات و برای به دست آوردن نتیجه مطلوب و همچنین، بهبود شاخص مجتمع‌سازی برای کلیه الگوریتم‌ها کران بالا و کران پایین پهنای کانال ترانزیستورها به ترتیب برابر ۹ و ۰/۱۸ میکرومتر لحاظ شده‌اند. همچنین، مقدار تکرار ۳۵۰ ابعاد مخزن ۱۰۰ و تعداد جمعیت ۵۰ است.

تنظیمات کنترلی الگوریتم‌های مفروض در جدول (۱) آمده‌اند. برای الگوریتم MOPSO، مقدار ضریب اینرسی w به صورت خطی با ضریب اصطکاک w_{damp} متناظر با گام‌های تکرار الگوریتم کاهش می‌یابد. در الگوریتم MOIPO، دو تابع سیگموئید k_1 و k_2 متناظر با ثوابت $shift_1$ ، $shift_2$ ، $scale_1$ و $scale_2$ و تکرار جاری به ترتیب از c_1 تا صفر، کاهش و از صفر تا c_2 افزایش می‌یابند. در MOMIPO، با دو ضریب k_{1damp} و k_{2damp} حداکثر مقدار کاوش و بهره‌وری الگوریتم تعیین می‌شود. در واقع، پارامتر k_1 با مقدار اولیه k_{1damp} با افزایش تکرار کاهش می‌یابد و k_2 با مقدار نهایی k_{2damp} با افزایش تکرار افزایش می‌یابد. سایر ملاحظات کنترلی مبتنی بر حصول مصالحه‌ای مؤثر بین مکانیسم کاوش و بهره‌وری الگوریتم‌ها و استخراج جبهه‌پرتو بهینه با مقادیر مطلوب شاخص‌های عملکردی تنظیم شده‌اند. پیاده‌سازی با استفاده از یک سیستم کامپیوتری^{۳۰} با ویندوز Enterprise 10 اجرا شده است.

نتایج با پیاده‌سازی هریک از الگوریتم‌های مقایسه‌شده براساس مقادیر ذکرشده در جدول (۱) و به‌ازای منبع تغذیه

اجرا MOGOA از دیگر الگوریتم‌ها کمتر است و این الگوریتم، قابلیت اطمینان بالا و پایداری بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مفروض دارد.

این جدول موفقیت ۱۰۰ درصدی MOGOA را در شاخص آماری واریانس نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد؛ بنابراین، پراکندگی پاسخ‌های بهینه پرتو در بهترین



شکل (۸): نمای کلی ابزار پیشنهادی

جدول (۱): مقادیر پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های مفروض

MOPSO	c_1	c_2	w	w_{damp}	α	N_{grid}	β	γ		
	۲/۳	۲/۳	۱	۱	۰/۱	۱۰	۴	۲		
MOGWO	α	N_{grid}	β	γ	MOGOA	c_{max}	c_{min}	f	l	
	۰/۱	۱۰	۴	۲		۱	۰/۰۰۰۰۴	۰/۵	۱/۵	
NSGSA	N_{list}	%Elitism	Reordering mut.	Sign mut.	Unif. mut.	w	w_0	β		
	۱۰۰	۰/۵	۰/۰	۰/۹	۰/۰۷	۰/۵	۰/۹	۰/۱		
MOIPO	c_1	c_2	$scale_1$	$scale_2$	$shift_1$	$shift_2$	α	N_{grid}	β	γ
	۰/۶	۲/۴	۰/۰۵۶	۰/۵۲۵	۱۵/۷	۳۲	۰/۱	۱۰	۴	۲
MOMIPO	k_{1damp}	k_{2damp}	α	N_{grid}	β	γ	MOALO	10^w		
	۰/۰۰۱۸	۲/۳۰۳۵	۰/۱	۱۰	۴	۲	۵۵	۵۵۰	۵۰۰۰	۵۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰۰

فرایند کاوش و پارامترهای کنترلی، سرعت همگرایی پایین و احتمال بالای گرفتارشدن در بهینه محلی، میزان موفقیت این الگوریتم‌ها در شاخص‌های آماری تا حدودی پیش‌بینی می‌شد. همچنین، با علم به اینکه مسئله بهینه‌سازی بررسی‌شده (طراحی بهینه SAFF) در گروه مسائل بهینه‌سازی چندحالتی^{۳۱} با بهینه محلی‌های زیاد قرار دارد و با توجه به عملکرد دو الگوریتم مذکور در بهینه‌سازی این نوع توابع [۲۶، ۲۴]، انتظار به دست آمدن این نتایج در تحلیل‌های آماری شاخص‌ها وجود داشت.

با برآورد کلی جدول (۹)، مشاهده می‌شود با توجه به میزان موفقیت هریک از الگوریتم‌ها، بهترین عملکرد نتیجه به‌کارگیری MOGOA است؛ در مقابل، با استفاده از MOIPO، اگرچه بهترین عملکرد در شاخص‌های آماری توان در قیاس با دیگر الگوریتم‌ها حاصل شده است، ضعیف‌ترین نتایج در تأخیر و PDP به دست آمده‌اند. با دقت در مکانیسم قدرتمند کاوش و بهره‌وری در MOGOA (که الهام‌گرفته از ویژگی‌های گروهی ملخ‌های کم سن و سال و بزرگسال است) و همچنین، برخی از ویژگی‌های MOIPO، از جمله پیچیده و نامناسب بودن

$$S \triangleq \sqrt{\frac{1}{n_0 - 1} \sum_{i=1}^{n_0} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (34)$$

در رابطه (۳۴)، \bar{d} میانگین تمام d_i ها و n_0 تعداد پاسخ‌های نامغلوب پرتو است. همچنین، d_i از رابطه (۳۵) محاسبه می‌شود:

$$d_i = \min_j (|f_1^i(\vec{x}) - f_1^j(\vec{x})| + |f_2^i(\vec{x}) - f_2^j(\vec{x})|) \quad (35)$$

for all $i, j = 1, 2, \dots, n$

مقدار $S=0$ برای فاصله همه اعضا با یکدیگر را نتیجه می‌دهد. شکل (۱۰)، عملکرد کلی روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه هوش جمعی مفروض را با توجه به معیارهای ONVG و S ارائه می‌کند. نتایج بر مبنای ۱۰ اجرای مستقل به‌ازای هر یک از الگوریتم‌ها استخراج شده‌اند. همچنین، تجزیه و تحلیل آماری معیارهای کیفی، براساس نمودارهای ارزشیابی ONVG و S در شکل (۱۰) برای تمام الگوریتم‌ها در جدول (۱۱) بررسی شده است.

مطابق جدول (۱۱)، در معیار ONVG، میزان موفقیت MOGOA نسبت به دیگر الگوریتم‌ها محسوس است؛ در مقابل، MOMIPO در قیاس با سایرین توفیق چندانی به دست نیاورده است. نکته برجسته در این معیار، توانایی الگوریتم‌های NSGSA، MOGWO، MOGOA و MOALO در یافتن پاسخ‌های نامغلوب تا بیشینه حد مشخص شده برای ابعاد مخزن است. مشاهده می‌شود NSGSA با وجود عملکرد نامناسب در پارامترهای عملکردی مدار مفروض، به‌دلیل بهره‌گیری از روش مرتب‌سازی نامغلوب، در یافتن جواب‌های غالب موفق عمل کرده است؛

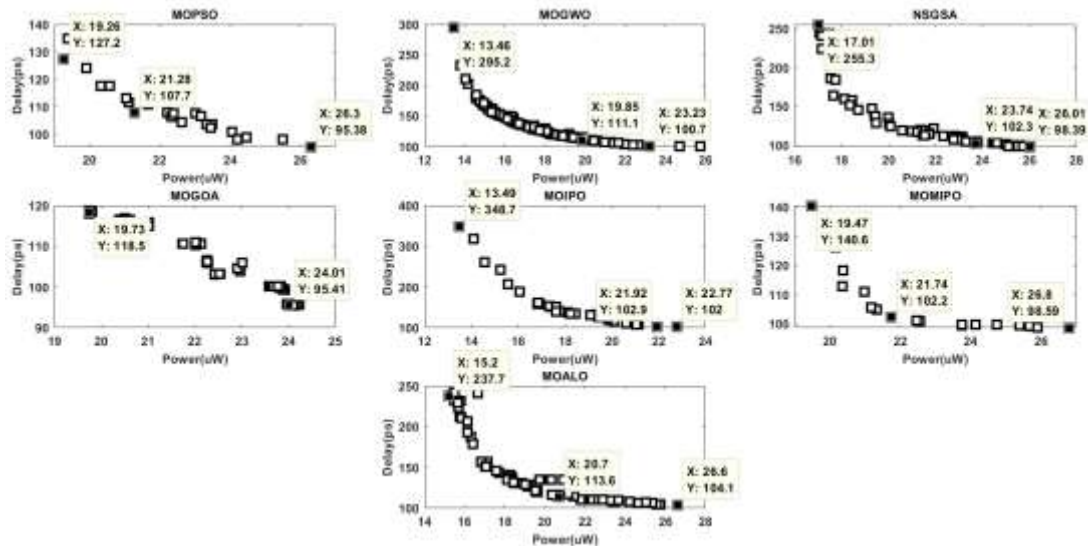
با برآورد جدول (۱۱)، MOGOA و MOGWO، بهترین و NSGSA و MOMIPO ضعیف‌ترین کارکرد را در معیار S داشته‌اند. دقت در نتایج به‌دست‌آمده در معیارهای ارزیابی جبهه پرتو مشخص می‌کند MOGOA علاوه بر توانایی یافتن مقادیر مناسب برای توابع هدف و شاخص PDP، در معیارهای سنجش بهینه‌سازی چندهدفه

مقادیری از پهنای کانال ترانزیستورهای مدار پیشنهادی شکل (۷) در جدول (۱۰) ذکر شده‌اند که مطابق جدول (۸-۲) به‌ازای به‌کارگیری هر یک از الگوریتم‌ها بهترین مصالحه میان توان و تأخیر را ایجاد می‌کنند. براساس فناوری طراحی وارونگر CMOS و به‌منظور کاهش زمان طراحی، در گیت‌های وارونگر به‌کار رفته در مدار پیشنهادی، پهنای کانال ترانزیستورهای PMOS دو برابر پهنای کانال ترانزیستورهای NMOS لحاظ شده است. مطابق جدول (۱۰)، مجموع مقادیر پیشنهادی برای پهنای کانال ترانزیستورها توسط MOGWO نسبت به سایر الگوریتم‌های مفروض کمتر است؛ بنابراین، این الگوریتم علاوه بر دستیابی به مقادیر مطلوبی از توان و تأخیر، در شاخص مجتمع‌سازی در قیاس با دیگر الگوریتم‌ها عملکرد مطلوب‌تری دارد.

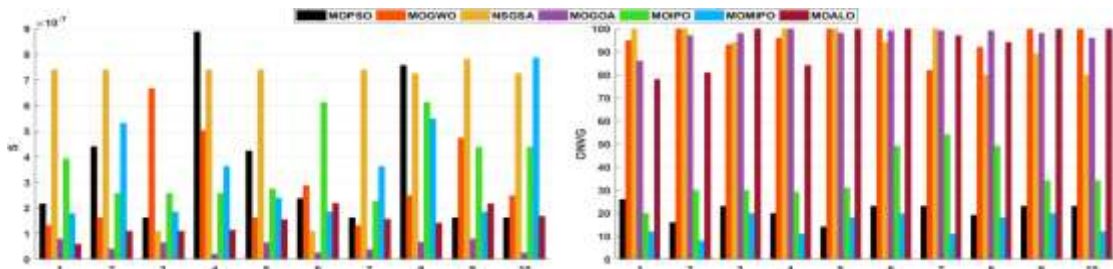
جبهه پرتو به‌دست‌آمده برای هر یک از الگوریتم‌های هوش جمعی مفروض، در شکل (۹) نشان داده شده است. هر نقطه جبهه پرتو بیان‌کننده یک طراحی بهینه است و طراح متناسب با اهداف طراحی هر پیکربندی را می‌تواند انتخاب و پارامترهای مدار را استخراج کند. تمامی مقادیر پررنگ‌شده در جدول‌های (۸-۲) در جبهه پرتو مربوط به آن الگوریتم مشخص شده‌اند. در [۱۸]، معیارهای متفاوتی برای سنجش عملکرد جبهه پرتو بررسی شده‌اند. در این مقاله برای ارزیابی و مقایسه جبهه پرتو تولیدشده با هر یک از الگوریتم‌ها، از دو معیار مهم و رایج تولید بردار نامغلوب سراسری (ONVG^۲) و فاصله‌گذاری (S^۳) بهره‌گیری می‌شود. برای تعیین این دو معیار به دانستن جبهه پرتو حقیقی نیاز نیست؛ از این رو، برای مسائل دنیای واقعی که در آنها جبهه پرتو حقیقی تعیین نمی‌شود، مفیدترند.

معیار ONVG نشان‌دهنده تعداد کل جواب‌های نامغلوب در یک مجموعه از جواب‌های نامغلوب است. معیار S ، با فاصله نسبی بین جواب‌های متوالی در مجموعه نامغلوب حاصل، به دست آمده است و برای اندازه‌گیری پراکندگی پاسخ‌های یافت‌شده نامغلوب در طول جبهه پرتو به‌کار می‌رود. معیار S مطابق رابطه (۳۴) تعریف می‌شود [۱۸]:

بهترین عملکرد را داشته است؛ در مقابل، MOMIPO در دست نیامد. این معیارها موفقیت چندان نسبت به سایر الگوریتم‌ها به



شکل (۹): جبهه پرتو حاصل از به کارگیری هریک از الگوریتم‌های مفروض



شکل (۱۰): مقایسه معیارهای سنجش روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه به‌ازای ۱۰ اجرای مستقل

پارامترهای مدار، شاخص مجتمع‌سازی و معیارهای چندهدفه) و در نتیجه، درصد مطلوبیت شاخص DoR به‌ازای بهترین اجرای الگوریتم‌ها را نشان می‌دهد. در این جدول با در نظر گرفتن جایگاه عملکردی هر الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌ها در هر شاخص، درصد موفقیت به آنها اختصاص یافته است. به عبارتی، بالاترین درصد موفقیت برای الگوریتم با بهترین عملکرد، پایین‌ترین درصد موفقیت برای الگوریتم با نامطلوب‌ترین عملکرد و برای سایر الگوریتم‌ها متناسب با جایگاه عملکردی آنها درصد موفقیت در نظر گرفته شده است. طبق این جدول، بهترین و ضعیف‌ترین عملکرد را در طراحی بهینه مدار MOGOA و NSGSA با DoR ۸۵٪ و ۴۵٪ به ترتیب SAFF مفروض داشته‌اند.

به منظور ارزیابی عملکرد کلی هریک از الگوریتم‌های مفروض، از معیاری با نام درجه اطمینان (DoR) [۳۷] استفاده شده است. این معیار مبتنی بر نتایج پارامترهای مدار و جبهه پرتو بهینه، به شکل کیفی و پارامتری بیان می‌شود. به این صورت که موفقیت همه‌جانبه عملکرد هریک از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مفروض برحسب شاخص‌های آماری پارامترهای مدار، شاخص مجتمع‌سازی و برتری در نتایج معیارهای چندهدفه بیان‌کننده بهره‌وری، بازدهی و کارایی مطلوب روش بوده است و این امر به تخصیص یک بیان کیفی و پارامتری پذیرفتنی در قالب شاخص DoR منجر خواهد شد.

جدول (۱۲)، نتایج حاصل از ارزیابی درصد موفقیت هرکدام از الگوریتم‌های مفروض (در شاخص‌های آماری

توان متوسط کل و تأخیر (به‌عنوان توابع هدف چندگانه برای رسیدن به مقادیر مطلوب PDP) صورت گرفت. یافته‌های این پژوهش به‌روشنی کاهش توان مصرفی و تأخیر مدار نمونه را پس از انجام عمل بهینه‌سازی نشان می‌دهد؛ این نتیجه، لزوم استفاده طراحان مدار از روش‌های بهینه‌سازی به خصوص روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی در هنگام ارائه طرح‌ها و ساختارهای جدید مداری را روشن می‌کند. با برآورد کلی نتایج در قالب برآوردهای آماری برازندگی‌ها، معیارهای ONVG و S، برتری MOGOA در قیاس با الگوریتم‌های مذکور در طراحی و بهینه‌سازی مدار فلیپ‌فلاپ مفروض در قالب شاخص DoR احراز شد. بررسی عملکرد الگوریتم‌های هوش جمعی بررسی شده در بهینه‌سازی انواع دیگری از فلیپ‌فلاپ‌ها یا بهینه‌سازی سایر مدارهای الکترونیکی نظیر مقایسه‌گرها و قیاس عملکرد آنها با دیگر روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی جدید ازجمله خط‌مشی‌ها برای پژوهش‌های آتی است.

به‌منظور برآورد عملکرد روش‌های بهینه‌سازی پیشنهادی با پژوهش‌های مشابه، مقایسه نتایج برخی پژوهش‌های به‌تازگی منتشرشده، در جدول (۱۳) ارائه شده است. طبق جدول (۱۳)، کارایی الگوریتم‌های مفروض در قیاس با روش‌های سنتی طراحی مدار چشم‌گیر بوده و دستیابی به مقادیر مطلوب اهداف طراحی متضاد نسبت به این روش‌ها پیچیدگی کمتری دارد و با کمترین زمان امکان‌پذیر است.

۵- نتیجه‌گیری

عملکرد الگوریتم‌های ابتکاری چندهدفه مبتنی بر هوش جمعی MOGOA، NSGSA، MOGWO، MOPSO، MOALO و MOMIPO، به‌منظور طراحی بهینه یک فلیپ‌فلاپ مبتنی بر تقویت‌کننده حسی در مقاله حاضر واکاوی شد. روند کار با اعمال مقادیر تخمینی پهنای کانال ترانزیستورها (به‌عنوان متغیرهای طراحی)، حاصل ۱۰ اجرای مستقل هر الگوریتم، برای محاسبه برازندگی مقادیر

جدول (۲): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOPSO

MOPSO	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲
تأخیر (پیکوثانیه)	۱۲۴	۹۵/۴	۱۳۵	۹۸/۱	۱۰۴/۲۵	...	۱۲۷/۲۱	۱۰۷/۷۳	۹۸/۰۴	۱۱۷/۴۵	۱۰۷/۷۱
توان (میکرووات)	۱۹/۹۲	۲۶/۳	۱۹/۴	۲۵/۵	۲۲/۶۳	...	۱۹/۲۶	۲۱/۲۸	۲۴/۲	۲۰/۳۱	۲۱/۶۷
PDP (فمتوژول)	۲/۴۷	۲/۵	۲/۶۱	۲/۵	۲/۳۶	...	۲/۴۵	۲/۲۹	۲/۳۷	۲/۳۸	۲/۴

جدول (۳): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOGWO

MOGWO	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۸۹	۹۰	۹۱	۹۲
تأخیر (پیکوثانیه)	۱۰۰/۶۷	۱۲۶/۱۲	۱۱۱/۱۲	۱۱۸/۵۹	۱۰۰/۷۳	...	۲۹۵/۲۰	۱۰۱/۰۳	۲۳۲/۹۹	۱۷۵/۹۶	۱۵۷/۲۶
توان (میکرووات)	۲۳/۲۳	۱۷/۸۷	۱۹/۸۵	۱۸/۷۲	۲۵/۷۶	...	۱۳/۴۶	۲۴/۷۰	۱۳/۸۰	۱۴/۷۶	۱۵/۳۲
PDP (فمتوژول)	۲/۳۴	۲/۲۵	۲/۲۰	۲/۲۲	۲/۵۹	...	۳/۹۷	۲/۴۹	۳/۲۲	۲/۶۰	۲/۴۱

جدول (۴): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم NSGSA

NSGSA	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۹۶	۹۷	۹۸	۹۹
تأخیر (پیکوثانیه)	۲۵۵/۳۴	۲۴۱/۱۷	۱۸۵/۷۴	۱۴۵/۷۱	۱۲۸/۳۴	...	۱۰۲/۳۳	۱۰۳/۲۰	۱۰۳/۱۸	۹۸/۳۹	۹۸/۴۱
توان (میکرووات)	۱۷/۰۱	۱۷/۱۶	۱۷/۵۴	۱۸/۷۱	۲۰/۰۱	...	۲۳/۷۴	۲۴/۶۱	۲۴/۶۱	۲۶/۰۱	۲۶/۰۲
PDP (فمتوزول)	۴/۳۴	۴/۱۴	۳/۲۶	۲/۷۳	۲/۵۷	...	۲/۴۳	۲/۵۴	۲/۵۴	۲/۵۶	۲/۵۶

جدول (۵): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOGOA

MOGOA	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۹۵	۹۶	۹۷	۹۸
تأخیر (پیکوثانیه)	۱۱۸/۴۸	۹۹/۴۰	۱۱۰/۶۴	۱۰۵/۸۸	۱۱۸/۷۲	...	۱۱۸/۱۲	۹۵/۴	۱۰۳/۲۰	۹۵/۷۱	۱۱۰/۳۸
توان (میکرووات)	۱۹/۷۳	۲۳/۹۲	۲۲/۱۳	۲۳/۰۱	۱۹/۷۴	...	۱۹/۷۴	۲۴	۲۲/۵۳	۲۴/۲۳	۲۲/۰۲
PDP (فمتوزول)	۲/۳۴	۲/۳۹	۲/۴۵	۲/۴۴	۲/۳۴	...	۲/۳۳	۲/۲۹	۲/۳۳	۲/۳۲	۲/۴۳

جدول (۶): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOIPO

MOIPO	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۲۵	۲۶	۲۷	۲۸
تأخیر (پیکوثانیه)	۱۵۳/۸۶	۲۰۶/۹۰	۱۰۲	۱۲۰/۲۰	۱۰۸/۱۹	...	۱۰۲/۹۵	۳۴۸/۶۵	۱۲۶/۷۳	۱۳۴/۳۰	۲۶۰/۸۸
توان (میکرووات)	۱۷/۳۲	۱۵/۵۷	۲۲/۷۷	۱۹/۸۹	۲۱/۰۵	...	۲۱/۹۲	۱۳/۴۹	۱۹/۴۳	۱۸/۲۲	۱۴/۵۶
PDP (فمتوزول)	۲/۶۶	۳/۲۲	۲/۳۲	۲/۳۹	۲/۲۸	...	۲/۲۶	۴/۷۰	۲/۴۶	۲/۴۵	۳/۸۰

جدول (۷): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOMIPO

MOMIPO	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷
تأخیر (پیکوثانیه)	۹۹/۳۵	۹۸/۵۹	۱۰۶/۷۶	۱۴۰/۵۸	۱۰۰/۷۴	...	۹۹/۶۹	۹۹/۲۱	۱۱۰/۹۲	۱۱۸/۳۵	۱۰۲/۱۶
توان (میکرووات)	۲۳/۷۶	۲۶/۸۰	۲۱/۳۳	۱۹/۴۷	۲۲/۵۵	...	۲۴/۱۵	۲۵/۶۷	۲۰/۹۸	۲۰/۳۸	۲۱/۷۴
PDP (فمتوزول)	۲/۳۶	۲/۶۴	۲/۲۳	۲/۷۴	۲/۲۷	...	۲/۴۱	۲/۵۵	۲/۳۳	۲/۴۱	۲/۲۲

جدول (۸): مقادیر تأخیر، توان و PDP به‌ازای به‌کارگیری الگوریتم MOALO

MOALO	پاسخ‌های بهینه پرتو										
	پارامتر	۱	۲	۳	۴	۵	...	۷۷	۷۸	۷۹	۸۰
تأخیر (پیکوثانیه)	۱۱۰/۷۵	۲۳۷/۷۲	۱۳۰/۷۵	۱۲۶/۲۳	۲۴۱/۱۸	...	۱۱۵/۰۳	۱۰۴/۱	۲۲۳/۶۰	۲۴۲/۳۹	۱۱۳/۵۶
توان (میکرووات)	۲۱/۷۷	۱۵/۲۰	۱۸/۸۱	۱۹/۱۹	۱۶/۶۵		۲۱/۴۰	۲۶/۶۰	۱۵/۷۱	۱۵/۴۷	۲۰/۷
PDP (فمتوژول)	۲/۴۱	۳/۶۱	۲/۴۶	۲/۴۲	۴/۰۲		۲/۴۶	۲/۷۷	۳/۵۱	۳/۷۵	۲/۳۵

جدول (۹): مقایسه میان مقادیر شاخص‌های آماری به‌ازای به‌کارگیری هریک از الگوریتم‌ها

پارامتر	کمینه			بیشینه		
	PDP (فمتوژول)	توان (میکرووات)	تأخیر (پیکوثانیه)	PDP (فمتوژول)	توان (میکرووات)	تأخیر (پیکوثانیه)
MOPSO	۲/۶۱	۲۶/۳۰	۱۳۵	۲/۲۹	۱۹/۲۶	۹۵/۴
MOGWO	۳/۹۷	۲۵/۷۶	۲۹۵/۲۰	۲/۲۰	۱۳/۴۶	۱۰۰/۶۷
NSGSA	۴/۳۴	۲۶/۰۲	۲۵۵/۳۴	۲/۴۳	۱۷/۰۱	۹۸/۳۹
MOGOA	۲/۴۵	۲۴/۲۳	۱۱۸/۷۲	۲/۲۹	۱۹/۷۳	۹۵/۴
MOIPO	۴/۷۰	۲۲/۷۷	۳۴۸/۶۵	۲/۲۶	۱۳/۴۹	۱۰۲
MOMIPO	۲/۷۴	۲۶/۸۰	۱۴۰/۵۸	۲/۲۲	۱۹/۴۷	۹۸/۵۹
MOALO	۴/۰۲	۲۶/۶۰	۲۴۲/۳۹	۲/۳۵	۱۵/۲۰	۱۰۴/۰۵

پارامتر	میانگین			واریانس		
	PDP (فمتوژول)	توان (وات)	تأخیر (پیکوثانیه)	PDP (فمتوژول)	توان (وات)	تأخیر (پیکوثانیه)
MOPSO	۰/۰۰۴۳	۳/۵۲	۹۷/۳۰	۲/۴۲	۲۲/۴۰	۱۰۸/۸۹
MOGWO	۰/۰۵۵	۶/۰۸	۹۱۷/۷۴	۲/۳۸	۱۷/۵۰	۱۳۹/۶۷
NSGSA	۰/۲۴	۸/۰۷	۱۶۹۸/۲۵	۲/۷۲	۲۲/۲۸	۱۲۶/۲۹
MOGOA	۰/۰۰۱۹	۲/۲۶	۶۳/۳۵	۲/۳۷	۲۲/۰۸	۱۰۷/۷۵
MOIPO	۰/۴۰	۵/۴۸	۳۷۹۱/۲۲	۲/۷۶	۱۸/۱۸	۱۵۸/۴۷
MOMIPO	۰/۰۲۳	۵/۱۳	۱۳۳/۰۹	۲/۴۱	۲۲/۸۲	۱۰۶/۵۴
MOALO	۰/۱۵	۸/۶۷	۱۵۴۵/۷۵	۲/۶۹	۱۹/۶۷	۱۴۱/۲۹

جدول (۱۰): مقادیر پهنای کانال ترانزیستورها (w) به‌ازای به‌کارگیری هریک از الگوریتم‌های مفروض

پهنای کانال (میکرومتر)	W _{p1}	W _{p2}	W _{p3}	W _{p4}	W _{p5}	W _{p6}	W _{p7}	W _{p8}	W _{N1}	W _{N2}	W _{N3}
	MOPSO	۲/۱۳۱۱	۱/۹۲۳۴	۰/۱۸۱۵	۱/۴۴۸۹	۸/۲۰۳۴	۰/۳۶۹۴	۰/۳۶۹۴	۰/۱۸۴۷	۲/۷۶۲۰	۱/۱۱۲۰
MOGWO	۱/۵۸۸۹	۱/۳۹۱۴	۰/۳۷۱۱	۱/۲۳۸۲	۸/۱۶۷۶	۰/۳۶۹۰	۰/۴۲۸۴	۰/۶۰۲۶	۲/۱۷۱۵	۰/۹۱۱۰	۶/۰۱۵۴
NSGSA	۲/۰۴۹۵	۱/۲۹۷۱	۱/۱۹۱۶	۲/۸۱۵۵	۸/۹۱۰۹	۰/۳۶۳۲	۰/۵۷۴۶	۰/۴۰۵۳	۳/۲۰۲۸	۱/۷۴۵۲	۸/۲۸۴۲
MOGOA	۰/۳۲۳۹	۲/۳۴۵۸	۰/۱۸۳۳	۲/۵۹۴۲	۸/۸۷۷۴	۰/۳۶۲۲	۰/۳۷۱۲	۰/۴۱۰۷	۳/۵۵۱۱	۲/۱۶۴۲	۸/۹۵۸۹
MOIPO	۳/۳۷۹۱	۰/۱۸۰۰	۰/۱۸۰۰	۱/۸۳۲۳	۸/۹۸۴۹	۰/۳۶۰۰	۰/۳۶۰۰	۰/۱۸۵۷	۲/۶۰۱۳	۰/۸۰۱۷	۷/۹۹۹۲
MOMIPO	۰/۲۷۰۵	۲/۰۵۷۱	۰/۱۸۰۰	۲/۴۲۶۶	۸/۷۸۹۱	۰/۳۶۰۰	۰/۳۶۰۰	۰/۶۱۰۷	۲/۳۱۷۲	۲/۳۴۶۳	۶/۵۰۸۹
MOALO	۰/۱۸۰۰	۲/۰۲۵۱	۰/۵۷۵۰	۲/۳۱۲۳	۷/۸۱۶۹	۰/۳۶۰۰	۰/۳۶۰۰	۰/۱۸۰۰	۲/۲۰۳۴	۱/۵۹۵۴	۶/۳۸۶۷

پهنای کانال (میکرومتر)	WN4	WN5	WN6	WN7	WN8	WN9	WN10	WN11	WN12	WN13
MOPSO	۳/۶۷۲۶	۲/۱۱۴۴	۵/۰۰۳۹	۴/۱۴۲۲	۴/۱۳۹۴	۷/۷۲۴۲	۰/۱۸۴۷	۰/۷۳۹۱	۳/۲۶۳۲	۰/۱۸۴۷
MOGWO	۲/۰۰۵۸	۰/۶۹۰۸	۲/۹۷۶۳	۰/۲۷۲۱	۳/۸۴۳۴	۶/۴۱۳۱	۰/۱۸۴۵	۰/۴۷۲۳	۱/۵۸۶۷	۰/۲۱۴۲
NSGSA	۸/۲۴۹۶	۱/۴۳۰۹	۶/۷۰۵۵	۱/۸۰۳۷	۶/۲۰۸۲	۶/۲۲۴۳	۰/۱۸۱۶	۰/۵۵۱۶	۲/۴۲۱۸	۰/۲۸۷۳
MOGOA	۸/۸۲۷۰	۸/۹۹۱۱	۴/۳۴۵۴	۰/۸۷۶۴	۷/۲۵۲۰	۶/۶۵۹۱	۰/۱۸۱۱	۰/۴۱۴۱	۱/۶۵۳۱	۰/۱۸۵۶
MOIPO	۷/۶۴۴۶	۰/۱۸۰۰	۸/۹۳۷۷	۰/۱۸۰۰	۴/۷۰۳۹	۹/۰۰۰۰	۰/۱۸۰۰	۰/۳۱۵۰	۲/۴۵۳۸	۰/۱۸۰۰
MOMIPO	۴/۱۴۹۵	۰/۱۸۰۰	۴/۲۱۹۷	۱/۶۵۷۶	۵/۰۱۷۱	۸/۸۱۵۱	۰/۱۸۰۰	۰/۶۷۰۶	۱/۸۲۳۸	۰/۱۸۰۰
MOALO	۴/۱۲۶۰	۵/۷۱۶۹	۲/۲۷۳۳	۷/۲۱۰۴	۶/۲۲۶۴	۴/۲۹۱۹	۰/۱۸۰۰	۰/۳۵۹۹	۱/۳۱۳۷	۰/۱۸۰۰

جدول (۱۱): ارزیابی معیارهای کیفیت الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه

	انحراف معیار	واریانس	مد	میانه	میانگین	بیشترین	کمترین
MOPSO	۳/۷۱	۱۴/۷۸	۲۳	۲۳	۲۱	۲۶	۱۴
MOGWO	۵/۷۹	۳۳/۵۱	۱۰۰	۹۸	۹۵/۸	۱۰۰	۸۲
تولید بردار نامغلوب سراسری (ONVG)	۸/۱۴	۶۶/۲۳	۱۰۰	۹۷	۹۳/۷	۱۰۰	۸۰
MOGOA	۴/۰۳	۱۶/۲۲	۹۸	۹۸	۹۷	۱۰۰	۸۶
MOIPO	۱۰/۸۵	۱۱۷/۶۶	۳۰	۳۲/۵	۳۶/۱	۵۴	۲۰
MOMIPO	۴/۷۰	۲۲/۱۰	۲۰	۱۵	۱۵/۱	۲۰	۸
MOALO	۸/۳۴	۶۹/۵۱	۱۰۰	۹۸/۵	۹۳/۸	۱۰۰	۷۸
فاصله‌گذاری (S)	$۲/۶۶ \times 10^{-۷}$	$۷/۱ \times 10^{-۱۴}$	$۱/۶۲ \times 10^{-۷}$	$۲/۲۶ \times 10^{-۷}$	$۳/۶۱ \times 10^{-۷}$	$۸/۸۸ \times 10^{-۷}$	$۱/۶۲ \times 10^{-۷}$
MOGWO	$۱/۸۴ \times 10^{-۷}$	$۳/۴۰ \times 10^{-۱۴}$	$۱/۶۲ \times 10^{-۷}$	$۲/۴۸ \times 10^{-۷}$	$۳/۰۲ \times 10^{-۷}$	$۶/۶۷ \times 10^{-۷}$	$۱/۳۲ \times 10^{-۷}$
NSGSA	$۲/۶۷ \times 10^{-۷}$	$۷/۱۱ \times 10^{-۱۴}$	$۷/۳۹ \times 10^{-۷}$	$۷/۳۹ \times 10^{-۷}$	$۶/۱۴ \times 10^{-۷}$	$۷/۸۱ \times 10^{-۷}$	$۱/۰۹ \times 10^{-۷}$
MOGOA	$۲/۳۳ \times 10^{-۸}$	$۵/۴۳ \times 10^{-۱۶}$	$۶/۴۶ \times 10^{-۸}$	$۵/۲۲ \times 10^{-۸}$	$۵/۰۲ \times 10^{-۸}$	$۷/۹۶ \times 10^{-۸}$	$۱/۹۳ \times 10^{-۸}$
MOIPO	$۱/۴۷ \times 10^{-۷}$	$۲/۱۶ \times 10^{-۱۴}$	$۲/۵۸ \times 10^{-۷}$	$۳/۳۳ \times 10^{-۷}$	$۳/۷۷ \times 10^{-۷}$	$۶/۱۳ \times 10^{-۷}$	$۲/۳۸ \times 10^{-۷}$
MOMIPO	$۲/۰۷ \times 10^{-۷}$	$۴/۲۹ \times 10^{-۱۴}$	$۱/۸۵ \times 10^{-۷}$	$۳/۰۱ \times 10^{-۷}$	$۳/۵۷ \times 10^{-۷}$	$۷/۸۷ \times 10^{-۷}$	$۱/۸۸ \times 10^{-۷}$
MOALO	$۵/۸۰ \times 10^{-۸}$	$۳/۳۷ \times 10^{-۱۵}$	$۵/۹۱ \times 10^{-۸}$	$۱/۴۸ \times 10^{-۷}$	$۱/۴۹ \times 10^{-۷}$	$۲/۶۱ \times 10^{-۷}$	$۵/۹۱ \times 10^{-۸}$

جدول (۱۲): مقایسه کلی نتایج شاخص‌های عملکردی به‌ازای بهترین اجرای الگوریتم‌ها

	پارمترهای مدار			شاخص مجتمع‌سازی	معیارهای ارزیابی بهینه‌سازی چندهدفه		DoR
	تاخیر	توان	PDP		S	ONVG	
MOPSO	٪۸۵	٪۵۰	٪۷۰	۴	٪۴۵	٪۵۵	٪۶۰
MOGWO	٪۴۵	٪۸۰	٪۷۵	۱ (بهترین مقدار شاخص)	٪۶۰	٪۸۰	٪۸۰
NSGSA	٪۵۵	٪۴۵	٪۳۰	۶	٪۳۰	٪۷۰	٪۴۵
MOGOA	٪۹۵	٪۶۵	٪۹۰	۷ (بدترین مقدار شاخص)	٪۹۵	٪۹۰	٪۸۵
MOIPO	٪۲۰	٪۸۰	٪۳۰	۵	٪۵۰	٪۷۵	٪۵۵
MOMIPO	٪۸۰	٪۳۰	٪۷۵	۲	٪۴۵	٪۵۰	٪۶۰
MOALO	٪۴۰	٪۴۵	٪۴۵	۳	٪۹۰	٪۳۵	٪۵۰

جدول (۱۳): مقایسه نتایج به‌ازای به‌کارگیری هریک از الگوریتم‌های مفروض با کارهای مشابه

	سال	منبع تغذیه (ولت)	تکنولوژی (نانومتر)	تأخیر (پیکوثانیه)	توان متوسط کل (میکرووات)	PDP (فمتوژول)	
				۱۰۷/۷۳	۲۱/۲۸	۲/۲۹	
				۱۱۱/۱۲	۱۹/۸۵	۲/۲۰	
				۱۰۲/۳۳	۲۳/۷۴	۲/۴۳	
کار حاضر	-	۱/۸	۱۸۰	۹۵/۴	۲۴	۲/۲۹	
				۱۰۲/۹۵	۲۱/۹۲	۲/۲۶	
				۱۰۲/۱۶	۲۱/۷۴	۲/۲۲	
				۱۱۳/۵۶	۲۰/۷	۲/۳۵	
	[۱۰] ACO	۱۳۹۳	۱/۸	۱۸۰	۱۵۷/۹۴	۲۶/۵۱	۴/۱۹
کارهای مشابه	[۱۰] GA	۱۳۹۳	۱/۸	۱۸۰	۱۵۴/۹۸	۴۲/۴۴	۶/۵۸
	[۳۶] دنگ	۱۳۹۴	۱/۸	۱۸۰	۹۴	۲۹	۲/۷۳

optimization for continuous domain", International Journal of Circuit Theory and Applications, Vol. 42, No. 6, pp. 642-658, 2014.

- [11] F. Keivani, N. Mehrshad and A. Bijari, "Multi-objective optimization of MOSFETs channel widths and supply voltage in the proposed dual edge-triggered static D flip-flop with minimum average power and delay by using fuzzy non-dominated sorting genetic algorithm-II", SpringerPlus, Vol. 5, No. 1, 2016.
- [12] K. Singh, A. Jain, A. Mittal, V. Yadav, A.A. Singh, A.K. Jain and M. Gupta, "Optimum transistor sizing of CMOS logic circuits using logical effort theory and evolutionary algorithms", Integration, the VLSI Journal, 2018.
- [13] 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, 2017.
- [14] 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, 2017.
- [15] S. Mohammadi-Esfahrood, A. Mohammadi and S. H. Zahiri, "Utilizing heuristic techniques for optimal design of a CMOS ring oscillator," in 2019 27th Iranian conference on electrical engineering (ICEE), 2019.
- [16] 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 2019 5th Conference on Knowledge Based Engineering and Innovation (KBEI), pp. 822-826: IEEE.
- [17] M. Fakhfakh, Y. Cooren, A. Sallem, M. Loulou, and P. Siarry, "Analog circuit design optimization through the particle swarm optimization

مراجع

- [1] X.-S. Yang, S. Deb, Y.-X. Zhao and S. Fong, "Swarm intelligence: past, present and future", Soft Computing, pp. 1-11, 2018.
- [2] C. Blum and X. Li, "Swarm intelligence in optimization", Swarm Intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 43-85, 2008.
- [3] M. Mavrouniotis, C. Li and S. Yang, "A survey of swarm intelligence for dynamic optimization: Algorithms and applications", Swarm and Evolutionary Computation, 2017.
- [4] X. Li and M. Clerc, "Swarm intelligence", Handbook of Metaheuristics. Springer, Cham, pp. 353-384, 2019.
- [5] S. Praveena, "Review on Swarm Intelligence Algorithms", International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology, Vol. 3, No. 4, pp. 151-154, 2018.
- [6] M. Dehbashian and S. H. Zahiri, "A Novel Optimization Tool for Automated Design of Integrated Circuits based on MOSGA," Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 2, No. 3, pp. 17-34, 2011.
- [7] R.T. Marler and J.S. Arora, "Survey of multi-objective optimization methods for engineering", Structural and multidisciplinary optimization, Vol. 26, No. 6, pp. 369-395, 2004.
- [8] K. Deb, "Multi-objective optimization", Search methodologies. Springer, Boston, pp. 403-449, 2014.
- [9] F. Aezinia, A. Afzali-Kusha and C. Lucas, "Optimizing high speed flip-flop using genetic algorithm", APCCAS 2006, IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems, pp. 1787-1790, 2006.
- [10] H. Gupta and B. Ghosh, "Transistor size optimization in digital circuits using ant colony

- [29] S. Mirjalili, P. Jangir and S. Saremi, "Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems", *Applied Intelligence*, Vol. 46, No. 1, pp. 79-95, 2017.
- [30] J.-F. Lin, Y.-T. Hwang, C.-S. Wong and M.-H. Sheu, "Single-ended structure sense-amplifier-based flip-flop for low-power systems", *Electronics Letters* Vol. 51, No. 1, pp. 20-21, 2015.
- [31] J.-F. Lin, M.-H. Sheu, Y.-T. Hwang, C.-S. Wong and M.-Y. Tsai, "Low-Power 19-Transistor True Single-Phase Clocking Flip-Flop Design Based on Logic Structure Reduction Schemes", *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems* Vol. 25, No. 11, pp. 3033-3044, 2017.
- [32] D. Anoop, Y. B. Kumar and M. H. Vasantha, "High Performance Sense Amplifier Based Flip Flop for Driver Applications", In *IEEE International Symposium on Nanoelectronic and Information Systems (iNIS)*, pp. 129-132, 2017.
- [33] R. Razmdideh and M. Saneei, "A novel low power and high speed double edge explicit pulse triggered level converter flip-flop", *International Journal of Circuit Theory and Applications*, Vol. 43, No. 4, pp. 516-523, 2015.
- [34] M. Matsui, H. Hara, Y. Uetani, L. Kim, T. Nagamatsu, Y. Watanabe, A. Chiba, K. Matsuda, T. Sakurai, "A 200 MHz 13 mm² 2-D DCT macrocell using sense-amplifying pipeline flip-flop scheme", *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 29, No. 12, pp. 1482-1490, 1994.
- [35] H. Jeong, T.W. oh, S.C. Song and S.-O Jung, "Sense-Amplifier-Based Flip-Flop with Transition Completion Detection for Low-Voltage Operation", *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, Vol. 26, No. 4, pp. 609-620, 2018.
- [36] X. Deng and Y. Mo, "Boost bulk-driven sense-amplifier flip-flop operating in ultra-wide voltage range", *Electronics Letters*, Vol. 51, No. 9, pp. 680-682, 2015.
- [37] A. Mohammadi, S.-H. Zahiri and S.-M. Razavi, "Infinite impulse response systems modeling by artificial intelligent optimization methods", *Evolving Systems*, pp. 1-17, 2018.
- technique," *Analog integrated circuits and signal processing*, Vol. 63, No. 1, pp. 71-82, 2010.
- [18] C.A.C. Coello, G.B. Lamont and D.A. Van Veldhuizen, "Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems", Springer Berlin, Second Edition, 2007.
- [19] E. Zitzler and L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257-271, 1999.
- [20] S. A. Mirjalil, S. M. Mirjalil, A. Lewis, "Grey wolf optimizer", *Advances in engineering software*, pp. 46-61, December 2013.
- [21] S. A. Mirjalil, et al, "Multi-objective grey wolf optimizer: a novel algorithm for multi-criterion optimization", *Expert Systems with Applications*, Vol. 47, pp. 106-119, 2016.
- [22] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm", *Information sciences*, Vol. 179, No. 13, pp. 2232-2248, March 2009.
- [23] H. Nobahari, M. Nikusokhan and P. Siarry, "A multi-objective gravitational search algorithm based on non-dominated sorting", *International Journal of Swarm Intelligence Research (IJSIR)*, Vol. 3, No. 3, pp. 32-49, 2012.
- [24] S. Saremi, S. Mirjalili and A. Lewis, "Grasshopper optimisation algorithm: theory and application", *Advances in Engineering Software*, Vol. 105, pp. 30-47, 2017.
- [25] 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, 2018.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] S. Mirjalili, "Ant lion optimizer", *Advances in Engineering Software*, Vol.83, pp. 80-98, 2015.

¹ Heuristic² Swarm Intelligence³ Global optimum⁴ Multi-Objective Optimization (MOO)⁵ Genetic Algorithm (GA)⁶ Power-Delay Product (PDP)⁷ Ant Colony Optimization (ACO)⁸ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II)⁹ Trade-off¹⁰ Exploitation¹¹ Exploration¹² Crossover

- ¹³ Mutation
- ¹⁴ Gravitational Search Algorithm (GSA)
- ¹⁵ Interior Search Algorithm (ISA)
- ¹⁶ Sense-Amplifier-Based Flip-Flop (SAFF)
- ¹⁷ Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)
- ¹⁸ Multi-Objective Grey Wolf Optimizer (MOGWO)
- ¹⁹ Non-dominated Sorting Gravitational Search Algorithm (NSGSA)
- ²⁰ Multi-Objective Grasshopper Optimization Algorithm (MOGOA)
- ²¹ Multi-Objective Ant Lion Optimizer (MOALO)
- ²² Multi-Objective Inclined Planes system Optimization (MOIPO)
- ²³ Multi-Objective Modified Inclined Planes System Optimization
- ²⁴ Double tail comparator
- ²⁵ Ring Oscillator (RO)
- ²⁶ Low-Noise Amplifier (LNA)
- ²⁷ Reset Set (RS)
- ²⁸ Mathworks MATLAB 2018a
- ²⁹ Hspice J-2014.09SP2.2
- ³⁰ Intel®Core™ i5 8250U 1.6GHz up to 3.40, RAM 4GB
- ³¹ Multimodal
- ³² Overall Non-dominated Vector Generation (ONVG)
- ³³ Spacing (S)