ارائۀ یک الگوریتم برای حل مسایل بهینه‌سازی عمومی مبتنی بر تئوری دومینو

محمدنبی امیدوار[۱]، صمد نجاتیان[۲و۳*]، حمید پروین[۴و۵]، کرم الله باقری فرد[۱و۳] و وحیده رضایی[۳و۶]

[۱]گروه کامپیوتر، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران

[۲]گروه برق، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران

[۳]باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران

[۴]گروه کامپیوتر، واحد نورآباد ممسنی، دانشگاه آزاد اسلامی، نورآباد ممسنی، ایران

[۵]باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد نورآباد ممسنی، دانشگاه آزاد اسلامی، نورآباد ممسنی، ایران

[۶]گروه ریاضی، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران

چکیده

بهینه‌سازی یک فعالیت مهم و تعیین‌کننده در طراحی ساختاری است. طراحان زمانی قادر خواهند بود طرح‌های بهتری تولید کنند که بتوانند با روش‌های بهینه‌سازی در صرف زمان و هزینه طراحی صرفه‌جویی نمایند. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی در مهندسی، طبیعتاً پیچیده‌تر و مشکل‌تر از آن هستند که با روش‌های مرسوم بهینه‌سازی نظیر روش برنامه‌ریزی ریاضی و نظایر آن قابل حل باشند. جهان اطراف ما می‌تواند پایه بسیاری از رفتارهای هدفمند باشد که دقت در اشیاء پیرامون، ما را در شناخت این رفتارها و نظم رو به سمت هدف یاری می‌رساند. در این مقاله یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید بر پایه الگوی بازی دومینو ارائه گردیده است. بازی دومینو متشکل از مجموعه‌ای از تکه‌هایی است که با یک وحدت گروهی، یک نظم روبه هدف را شکل داده‌اند. تلاش برای ایجاد یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید بر پایه تئوری این بازی، ما را به انجام این تحقیق رهنمون ساخت. الگوی حرکت دومینویی در یک محیط شبیه‌ساز پیاده‌سازی گردید و نتایج نشان داد که الگوریتم حاصل، الگوی مناسبی برای یافتن پاسخ‌های بهینه جهت مسائل پیچیده می‌باشد.

واژگان کلیدی: الگوریتم، بهینه‌سازی، دومینو، تابع هزینه، رفتار.

Providing an algorithm for solving general optimization problems based on Domino theory

MohammadNabi Omidvar[1], Samad Nejatian[2,3*], Hamid Parvin[4,5], Karamollah Bagherifard[1,3] & Vahideh Rezaie[3,6]

[1]Department of Computer Engineering, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran

[2]Department of Electrical Engineering, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran

[3]Young Researchers and Elite Club, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran

[4]Department of Computer Engineering, Nourabad Mamasani Branch, Islamic Azad University, Nourabad, Iran

[5]Young Researchers and Elite Club, Nourabad Mamasani Branch, Islamic Azad University, Nourabad, Iran

[6]Department of Mathematics, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran

Abstract

Optimization is a very important process in engineering. Engineers can create better production only if they make use of optimization tools in reduction of its costs including consumption time. Many of the engineering real-word problems are of course non-solvable mathematically (by mathematical programming solvers). Therefore, meta-heuristic optimization algorithms are needed to solve these problems. Based on this assumption, many new meta-heuristic optimization algorithms have been proposed inspired by natural phenomena, such as IWO [58], BBO [59], WWO [61], and so on. Inspired

* نویسندۀ عهده‌دار مکاتبات

* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۹/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۵/۲۸ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۷/۷ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

by domino toppling theory, we proposed an optimization algorithm. Using domino pieces, we can create countless complex structures. To simulate the domino movement in the search space of a problem, we consider the particles in the search space as the domino pieces and, by creating an optimal path, we will try to direct the dominoes to the optimal path. The optimal paths will be updated in each iteration. After initializing the dominoes randomly at the beginning of each evaluation, the picking piece or the first moving piece will be identified and then the particles will be selected by the optimal path. Applying a motion equation to each domino will move the dominoes forward in that direction. At first, a predefined dominoes will be randomly distributed in the problem space. Choosing the optimal path will accelerate the convergence of the domino particles towards the target. After choosing the path in current iteration, we now have to do the domino movement. The particles will move to a new location by applying the new location equation. By applying this equation, each domino piece will sit on the track ahead of itself. The front piece will also move to a new location by applying an equation separate from the rest. After moving the dominoes to the new location, the worst iteration of the previous iteration will be removed from the problem space. In the new iteration, the optimal domino path, the new locations of domino pieces and the global optimum will be updated. At the end of the algorithm, the global optimum will be determined as the optimal solution. This method is implemented in a simulator environment. To evaluate the performance of the Domino Optimization algorithm, we use a complete benchmark including 30 objective functions called CEC 2014 [67] that are single-objective numerical functions. In all cases, we set the population size to 50, the dimension size to 30, and the number of fitness function evaluation to 150,000. We compare the proposed Domino Optimization algorithm (DO) with the algorithms LOA [57], ICS [62], NPSO [63], MOHS [64], BCSO [65] and FFFA [66]. The results obtained from the 3 unimodal functions show that the proposed method is able to achieve a better solution than any of the state of the art algorithms at the equal resources. Results in the multimodal functions show that the proposed method has the best performance in finding the optimal solution in all of the available 13 functions in this section. In all of 6 functions in the hybrid section, the quality of the proposed method is better than all of the state of the art algorithms at the equal resources. The standard deviation values of the proposed method, which are often small numbers, indicate algorithm convergence around the optimal solution. Also among the available methods, two algorithms, named NPSO and LOA, have good results after the proposed method. In the convergence analysis of dominoes, the diversity of objective functions in 100 distinct iterations shows a big value at the beginning of the algorithm, and a low value at the end of the algorithm.

Keywords: Algorithm, Optimization, Dominoes, Cost Function, Behavior

۱- مقدمه

در بهینه‌سازی، شرایط اولیه با روش‌های مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرد و اطلاعات به‌دست‌آمده، برای بهبودبخشیدن به یک فکر یا روش مورد استفاده قرار می‌گیرند. بهینه‌سازی ابزاری ریاضی است که برای یافتن پاسخ بسیاری از پرسش‌ها درخصوص چگونگی راه‌حل مسائل مختلف به‌کار می‌رود [1]. در بهینه‌سازی از یافتن بهترین پاسخ برای یک مسأله صحبت به میان می‌آید. لفظ بهترین به‌طور ضمنی بیان می‌کند که بیش از یک جواب برای مساله مورد نظر وجود دارد که البته دارای ارزش یکسانی نیستند. تعریف بهترین پاسخ، به مسأله مورد بررسی، روش حل و هم‌چنین میزان خطای مجاز بستگی دارد؛ بنابراین نحوهٔ فرمول‌بندی مسأله نیز بر چگونگی تعریف بهترین پاسخ تأثیر مستقیم دارد. برخی از مسائل پاسخ‌های مشخصی دارند؛ بهترین بازیکن در یک رشتهٔ ورزشی، طولانی‌ترین روز سال و پاسخ یک معادلهٔ دیفرانسیل معمولی درجه اول از مثال‌هایی هستند که می‌توان از آنها به‌عنوان مسائل ساده نام برد. در مقابل برخی از مسائل دارای جواب‌های بیشینه[1] یا کمینهٔ[2] متعددی هستند که به نام نقاط بهینه شناخته می‌شوند و به‌احتمال بهترین پاسخ یک مفهوم نسبی خواهند بود. بهترین اثر هنری جشنواره، زیباترین منظره و گوش‌نوازترین قطعهٔ موسیقی از مثال‌هایی هستند که می‌توان برای این‌گونه مسائل بیان کرد [2]، [3]، [4]. یک الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری یک روش ابتکاری است که می‌تواند با تغییرهایی کم برای مسائل مختلف بهینه‌سازی به کار رود. الگوریتم‌های فراابتکاری به‌طور قابل ملاحظه‌ای توانایی یافتن جواب‌های با کیفیت بالا را برای مسائل بهینه‌سازی سخت افزایش می‌دهند. ویژگی مشترک این الگوریتم‌ها استفاده از سازوکارهای خروج از بهینه‌سازی محلی است. الگوریتم‌های فراابتکاری به دو گروه روش‌های مبتنی بر یک جواب و مبتنی برجمعیت تقسیم می‌شوند. الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب درحین فرایند جستجو، یک جواب را تغییر می‌دهند؛ درحالی‌که الگوریتم‌های مبتنی برجمعیت در حین جستجو یک جمعیت از جواب‌ها را درنظر می‌گیرند. الگوریتم‌های

[1] Maximum
[2] Minimum

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]
[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

مبتنی بر یک جواب بر روی مناطق محلی جستجو تمرکز دارند، در مقابل الگوریتم‌های مبتنی برجمعیت می‌توانند جستجو را به‌طور هم‌زمان در مناطق مختلفی از فضای جواب انجام دهند. مشکلات بهینه‌سازی‌ها در محدوده گسترده و متعددی است، ازاین‌رو روش‌هایی برای حل این مشکلات باید باشد. به همین دلیل موضوع پژوهش فعال است. الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌توانند قطعی یا احتمالی باشند. روش‌های سابق برای حل مشکلات بهینه‌سازی نیاز به تلاش بسیار زیاد محاسباتی داشتند و وقتی اندازه مسائل افزایش می‌یافت، این تلاش به شکست منجر می شد. این دلیل انگیزه‌ای برای به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی الهام‌گرفته از طبیعت به‌عنوان جایگزین برای روش‌های محاسباتی قطعی شد [5]. در این مقاله یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید ارائه شده که از رفتار تکه‌های یک دومینوی ساده الهام گرفته شده است. سازوکار این الگوریتم به‌تفصیل در بخش مربوطه آمده است. این الگوریتم حرکت تکه‌های دومینو را برپایه ذراتی که در حال جستجوی هدف در یک محیط هستند، شبیه‌سازی می‌کند و نوآوری‌هایی دارد که الگوریتم‌های گذشته در این حوزه از ان بهره‌مند نبوده‌اند. سازوکاری که این الگوریتم دارد استفاده از یک سازوکار ساده اما مؤثر پیاده‌سازی و با بار محاسباتی کمتر نسبت به الگوریتم‌های جدیدتر است که آن را به سمت یافتن جواب‌های بهینه می‌برد. برای یافتن جواب بهینه، این الگوریتم مسیرهای متفاوتی را در طول زمان ارائه می‌دهد که تنوع راه‌های رسیدن به سمت جواب را بالا برده است. این الگوریتم به‌دلیل استفاده از ابزارهای رو به هدف زیادی که دارد، دارای پویایی بالایی است. ساختار این مقاله به این شرح است: در بخش اول مقدمه را آورده‌ایم، در بخش ۲ کارهای انجام‌شده در حوزه بهینه‌سازی آمده، در بخش ۳ روش پیشنهادی را مفصل شرح داده، در بخش ۴ شبیه‌سازی و نتایج را نشان داده‌ایم و در بخش ۵ به نتیجه‌گیری و پیشنهادها پرداخته‌ایم. این مقاله مستخرج از رساله دکترا است.

۲-کارهای گذشته

در سال ۱۹۷۹ براساس سیستم ژنتیکی موجودات زنده، الگوریتم ژنتیک [5] ارائه شد که تا امروزه نیز از الگوریتم‌های پرکاربرد است. الگوریتم توده ذرات با الهام‌گرفتن از حرکت دسته‌جمعی پرندگان در هنگام پرواز به‌وجود آمد [6]. الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی براساس رفتار اجتماعی زنبورها شکل گرفت [7]، الگوریتم دیگری [8] براساس رفتار جمعی مورچه‌ها در سال ۱۹۹۲ ارائه شد که از رفتار همکارانه مورچگان برای حل مسایل بهینه‌سازی استفاده می‌کرد. الگوریتم‌های دیگری مانند شبیه‌سازی پخت [9]، الگوریتم جستجوی تابو [10]، الگوریتم زنبورها [11]، الگوریتم رقابت استعماری [12] نیز برای حل مسایل غیرقطعی از جانب پژوهش‌گران ارائه شدند. الگوریتم جستجوی هارمونی براساس یک بهینه‌سازی الهام‌گرفته از نت‌های موسیقی شکل گرفت [13]. الگوریتمی به‌عنوان سامانه محاسبه‌گر کوآنتوم ارائه شد [14]، [15] و بعدها به‌کمک الگوریتم ژنتیک توسعه یافت [16]. یک الگوریتم دیگر براساس ترکیب کوآنتوم و توده ذرات به نام QPSO [17] ارائه شد. الگوریتم QSE [18] یک الگوریتم SE مبتنی بر کوآنتوم بود. الگوریتمی به نام ماشین الکترومگنتیسم توسط [19] ارائه شد. الگوریتمی براساس نظریه انفجار بزرگ به‌نام BB-BC ارائه گشد [20]. الگوریتم‌های CFO [21] که براساس نظریه حرکت‌شناسی ذرات در میدان گرانشی بودند، GSA [22]، GIO [23]، الگوریتم پسماند [24]، [25]، CSS [26]، GBSA [27]، QICA [28] که یک الگوریتم رقابت استعماری مبتنی بر تئوری کوآنتوم است، CQACO [29]، IGOA [30] نیز در طی این سال‌ها برای کمک به حل مسائل غیرقطعی پیچیده ارائه شدند. در سال‌های اخیر با کمک الگوریتم‌های بهینه‌سازی، بسیاری از مسایل موجود در دنیای علم نظیر: structural aligning [31]، خوشه‌بندی [32]، [33]، فروشنده دوره‌گرد [34]، مسائل بهینه‌سازی ترکیبی [35]، بازیابی اطلاعات وب [36]، محاسبات Grid [37]، آزمون نرم‌افزار [38]، پخش بار اقتصادی پویا [39]، بهینه‌سازی ناحیه [40]، پیش‌بینی عملیات [41]، شبکه‌های رایانه‌ای [42]، [43]، کنترلر PID [44]، مسائل چندمتغیره [45]، جداول زمان‌بندی [46]، برنامه‌های کاربردی تصاویر [47-50]، آنتن‌های هوشمند [51]، سخت‌افزار [52]، سامانه‌های فازی [53]، [54]، شبکه‌های عصبی [55] برنامه‌های ربات [56] حل شده‌اند. در سال ۲۰۱۵ یک الگوریتم بهینه‌سازی براساس رفتار غریزی شیر به همین نام توسط [57] ارائه شد. الگوریتمی بر حسب سازوکار علف‌های هرز مهاجم به نام IWO [58] ارائه گردید. الگوریتمی به نام BBO مبتنی بر جغرافیای حیاتی به‌وسیله [59] ارائه شد. همچنین BAT Algorithm به‌وسیله [60] معرفی شد. الگوریتمی مبتنی بر رفتار موج آب به نام WWO [61] ارائه شد. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم cuckoo search بهبودیافته به‌نام ICS

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

[62] ارائه شد. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم توده ذرات بهبودیافته برای حل مسائل بهینه‌سازی عمومی توسط [63] ارائه گشد. در سال ۲۰۱۵ یک الگوریتم جستجوی هارمونی چندهدفه برای طراحی پایدار سکونت‌گاه‌های شناور ارائه شد [64]. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت براساس رفتار سوسک برای حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی ارائه شد [65]. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم ترکیبی مگس میوه و کرم شب‌تاب برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی ارائه شد [66]. نویسندگان مرجع [68] در سال ۲۰۱۸ یک الگوریتم بر اساس قطرات باران (DOA) ارائه کردند. این الگوریتم تعدادی از اپراتورهای ویژه‌ای برای توصیف فرآیند قطرات از جمله، تولید قطرات، سقوط قطره، برخورد قطره با سطح و به‌روزرسانی قطره استفاده می‌کند. در مرجع [69] الگوریتم چندتکاملی ترکیبی ارائه‌شده برای حل مشکلات بهینه‌سازی ارائه شده است. الگوریتم ژنتیک و راهکار تکاملی با هم کار می‌کنند تا بهره‌وری بهینه‌سازی و مقاومت در برابر گیرکردن در راه‌حل‌های بهینه محلی را افزایش دهند. الگوریتم ژنتیک و راه‌کار تکاملی می‌توانند به‌طور دوره‌ای بهترین افراد را از یکدیگر متمایز کنند. این الگوریتم توانایی الگوریتم ژنتیک برای کاوش در فضای جستجو و توانایی راه‌کار تکاملی در بهره‌وری از فضای جستجو را با هم ترکیب می‌کند. این تعادل مناسب بین اکتشاف و بهره‌وری در فضای جستجو را حفظ می‌کند. در مرجع [70] نویسندگان از ترکیب الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی با حافظه و خوشه‌بندی برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده کرده‌اند. در این روش برای حفظ تعادل بین اکتشاف و بهره‌وری از حافظه به همراه خوشه‌بندی استفاده شده است. در مرجع [71] روش‌های ترکیبی زیادی برای بهینه‌سازی معرفی شده‌اند. در مرجع [72] مقاله‌ای در مورد الگوریتم ژنتیک جدید برای مسأله فروشنده دوره‌گرد متوازن رنگ شده مقیاس بزرگ، ارائه شده است. در این مقاله یک الگوی کاربردی به‌نام مسأله رنگ‌فروش مسافر متعادل (CBTSP) ارائه شده است که از این مدل برای مدل‌سازی مسائل بهینه‌سازی با فضای کاری جزئی با هم پوشیده‌شده مانند برنامه‌ریزی و به‌کارگیری منابع و کالاها استفاده می‌شود. در مرجع [73] روشی در مورد بررسی الگوریتم ژنتیک ترکیبی افزایشی با مسأله یک‌ریختی زیرگراف ارائه شده است. تطبیق الگوی نمودار، یک مشکل اساسی در بسیاری از برنامه‌ها است که داده‌ها به شکل نمودار نشان داده می‌شوند، و این مشکل به‌طورمعمول به‌عنوان ایزومورفیسم زیرگرافی تعریف می‌شود. در این مقاله، یک الگوریتم ژنتیکی ترکیبی افزایشی برای مسئله ایزومورفیسم زیرگراف با درنظرگرفتن موضوعات مختلف طراحی برای بهبود عملکرد الگوریتم تجزیه و تحلیل شده است. در مرجع [74] یک الگوریتم فراابتکاری دسته والد-فرزند مبتنی بر حافظه و خوشه‌بندی جهت بهینه‌سازی ارائه شده است که به رفتار فردی و گروهی وابسته است. در این الگوریتم برای بالابردن کارآیی از یک حافظه با خوشه‌بندی و دافعه استفاده شده است.

۳- الگوریتم دومینو پیشنهادی

تئوری Domino Toppling یک نوع سرگرمی دومینو است که در آن فرد مهره‌های دومینو را پشت سرهم چیده و طرح ها و شکل‌های متنوعی را ایجاد می‌کند (شکل (۱)). آن‌گاه با واردکردن ضربه به نخستین مهره، سقوط مهره‌ها آغاز و تا آخرین مهره به‌ترتیب ادامه می‌یابد و حاصل خلاقیت فرد با سقوط مهره‌ها مشخص شده و لذت زیادی برای فرد و بازدیدکنندگان ایجاد می‌شود. مهره‌های دومینو را می‌توان به حروف الفبا تشبیه کرد. همان‌طور که ما می‌توانیم با حروف الفبا بی‌شمار کلمه بسازیم با مهره‌های دومینو هم می‌توان بی‌شمار طرح پیاده کرد که این خصوصیت باعث رشد خلاقیت افراد و عدم خستگی آنها از این سرگرمی می‌شود.

(شکل-۱): طرحی از یک دومینو
(Figure-1): Design of a domino

برای شبیه‌سازی حرکت دومینویی در فضای جستجوی یک مسأله، ذرات حاضر در فضای جستجو را به تکه‌های دومینو تشبیه کرده و با ایجاد یک مسیر بهینه سعی خواهیم کرد دومینوها را در این مسیر بهینه به سمت جواب بهینه هدایت کنیم. مسیرهای بهینه در هر تکرار به‌روزرسانی خواهند شد. بعد از مقداردهی ابتدایی دومینوها به‌صورت تصادفی در ابتدای هر ارزیابی، تکه ضربه‌زننده یا نخستین تکه حرکت‌کننده مشخص خواهد شد و سپس با انتخاب مسیر بهینه، حرکت ذرات صورت

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]
[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

خواهد گرفت. اعمال یک معادله حرکت برای هر دومینو باعث حرکت دومینوها به سمت جلو در مسیر یادشده خواهد شد. ابتدا دومینوها به اندازه تعداد جمعیت تعیین‌شده و به‌صورت تصادفی در ابعاد فضای مسأله پخش خواهند شد که در رابطه (۱) مشخص شده است.

$$Domino(i).position = random(problem\ space) \quad (۱)$$

در گام بعد دومینوی ضربه‌زننده باید مشخص شود، برای این منظور ما شایستگی دومینوها را خواهیم سنجید و در یک آرایه به‌صورت مرتب‌شده آنها را قرار خواهیم داد که در رابطه (۲) مشخص شده است.

$$for\ i = 1{:}\ npop \quad (۲)$$
$$BestArray = Fitness(Domino(i).position);$$

حال بدترین دومینوی آرایه $(BestArray)$ به‌عنوان دومینوی ضربه‌زننده، تعیین خواهد شد که در رابطه (۳) مشخص شده است.

$$Picky = BestArray(npop) \quad (۳)$$

برطبق شماره ایندکس آرایه $BestArray$ از آخر به اول مسیر حرکت دومینو را در تکرار جاری مشخص خواهیم کرد که در رابطه (۴) مشخص شده است.

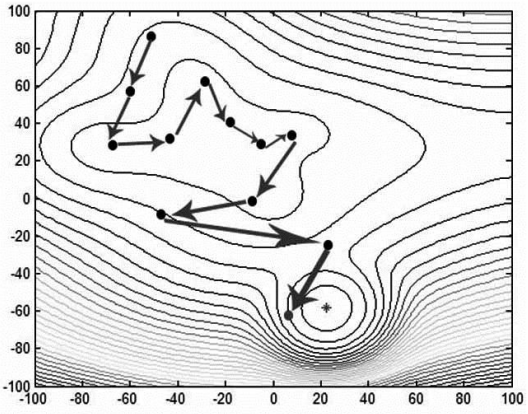
$$for\ i = BestArray{:}\ 1, i-- \quad (۴)$$
$$Path(it) = |Domino(i), Domino(i+1), \dots, Domino(npop)|$$

انتخاب مسیر بهینه در سرعت هم‌گرایی ذرات دومینو به سمت هدف بالا مؤثر خواهد برد. پس از انتخاب مسیر تکرار جاری، حال باید حرکت دومینویی را انجام دهیم. ذرات با اعمال معادله مکان جدید به مکان جدید خواهند رفت. با اعمال این معادله هر تکه از دومینو در مکان تکه جلوتر از خود در مسیر خواهد نشست. جلوترین تکه نیز با اعمال یک معادله جدا از بقیه تکه‌ها در مکانی جدید خواهد رفت. دلیل معادله جداگانه تکه این است که در مسیر، تکه‌ای جلوتر از این تکه وجود ندارد. در شکل (۲) نمونه‌ای از یک مسیر بهینه آمده است.

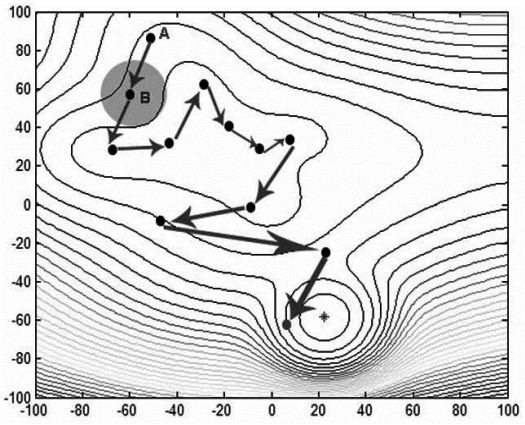
معادله مکان جدید هر تکه عادی دومینو به‌صورت رابطه (۵) خواهد بود.

$$Domino(i).Newposition = Domino(i+1).position * rand(0,1) \quad (۵)$$

در این معادله $Domino(i+1).position$ مکان تکه جلویی از تکه جاری در طول مسیر است که با ضرب در یک عدد تصادفی بین صفر و یک باعث می‌شود که تکه جاری، یک حرکت کاتوره‌ای در مسیر تکه جلویی در طول مسیر داشته باشد. در شکل (۳) میدان مکان جدید دومینو A مشخص شده است.



(شکل-۲): نمونه‌ای از یک مسیر تکه‌های دومینو
(Figure -2): An example of a domino slice path



(شکل-۳): نحوه حرکت دومینو A
(Figure-3): How Domino A Moves

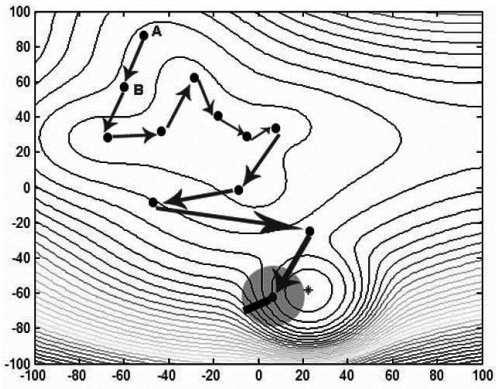
در این شکل پیداست که اعمال معادله مکان جدید دومینو A براساس مکان دومینو B و براساس یک حرکت تصادفی غیرخطی خواهد بود. معادله مکان جدید بهینه عمومی یا به عبارت دیگر جلوترین دومینو در مسیر را براساس رابطه (۶) تنظیم خواهیم کرد.

$$GBest.Newposition = GBest.position * rand(0,1) + v \quad (۶)$$

در این معادله $GBest.position$ مکان قبلی بهینه عمومی است، v نیز یک سرعت ثابت است که توسط کاربر تنظیم خواهد شد تا میزان حرکت بهینه عمومی را به سمت جلو تنظیم کند. در شکل (۴) میدان حرکت بهینه عمومی برای رفتن به مکان جدید مشخص شده است. در شکل، شعاع مشخص‌شده برای میدان حرکت بهینه عمومی را با انتخاب یک عدد تنظیمی برای v تعیین

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]
[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

خواهیم کرد. هرچه v بیشتر باشد شعاع بیشتر و حرکت بهینه برای مکان جدید بلندتر انجام می‌پذیرد.



(شکل-۴): نحوه حرکت دومینو بهینه عمومی

(Figure-4): How to Move the General Optimal Domino

بعد از حرکت دومینوها به مکان جدید، بدترین مکان تکرار قبلی (دومینو A) از فضای مسأله حذف خواهد شد. در تکرار جدید $BestArray$، مسیر بهینه دومینو، مکان جدید دومینوها و بهینه عمومی به‌روزرسانی خواهد شد. در پایان ارزیابی‌ها بهینه عمومی به‌عنوان جواب بهینه تعیین خواهد شد که در رابطه (۷) مشخص شده است.

$$Best\ Cost = GBest.position \qquad (۷)$$

الگوریتم دومینو

۱- **مقداردهی اولیه دومینوها به‌صورت تصادفی در فضای مسئله**

$$\mathbf{Domino(i).position = random(problem\ space)}$$

۲- **شروع تکرار**

۳- **قرار دادن دومینوها در تابع هزینه و تعیین شایستگی مکان آنها**

۴- **قرار دادن دومینوها در آرایه شماره ۱ به‌صورت مرتب‌شده براساس میزان شایستگی آنها**

$$\mathbf{Array1 = Fitness(Domino(i).position);}$$

۵- **تعیین دومینو ضربه زننده براساس بدترین دومینو در آرایه شماره ۱**

$$\mathbf{Picky = Array1(npop)}$$

۶- **تعیین بهینه عمومی براساس بهترین دومینو در آرایه شماره ۱**

۷- **تعیین مسیر بهینه تکرار جاری براساس شماره ایندکس آرایه شماره ۱ و به‌صورت نزولی**

$$\mathbf{Path(it) = |Domino(i), Domino(i + 1), \dots, Domino(npop)|}$$

۸- **حرکت دومینو ضربه‌زننده و متعاقب آن دیگر دومینوها براساس معادله (۵)**

$$\mathbf{Domino(i).Newposition = Domino(i + 1).position * rand(0,1)}$$

۹- **حرکت دومینوی بهینه عمومی براساس معادله (۶)**

$$\mathbf{GBest.Newposition = GBest.position * rand(0,1) + v}$$

۱۰- **پایان تکرار جاری**

۱۱- **اگر تعداد تکرار الگوریتم از تعداد تکرار تعیین‌شده کمتر باشد به مرحله ۳ برو**

۱۲- **تعیین بهینه عمومی به‌عنوان جواب نهایی مسأله**

$$\mathbf{Best\ Cost = GBest.position}$$

۱۳- **پایان الگوری‌تم**

(شکل-۵): شبه‌کد الگوریتم دومینو

(Figure-5): Domino algorithm pseudo-code

۴- نتایج و شبیه‌سازی

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم دومینو ما از یک مجموعه کامل محک شامل سی آزمون به‌نام مجموعه CEC 2014 [67] که توابع تک هدفه عددی هستند، استفاده کرده‌ایم. در همه موارد، تعداد جمعیت را روی پنجاه، تعداد ابعاد را سی و تعداد ارزیابی‌های را صدوپنجاه‌هزار تنظیم کرده‌ایم. الگوریتم پیشنهادی (DO) را با الگوریتم‌های LOA [57]، الگوریتم ICS [62]، الگوریتم NPSO [63]، الگوریتم MOHS [64]، الگوریتم BCSO [65] و الگوریتم FFFA [66] مقایسه کرده‌ایم. در جدول (۱) مجموعه تابع CEC 2014 معرفی شده‌اند. نتایج را در دو بخش بهترین هزینه (Best Cost) و انحراف استاندارد (STD) استخراج کرده‌ایم.

(جدول-۱): مجموعه تابع محک CEC 2014

(Table-1): CEC Test Set 2014

ID	Function	f^*
F1	Shifted Sphere Function	100
F2	Shifted Schwefel's Problem	200
F3	Rotated discus function	300
F4	Shifted and rotated Rosenbrock function	400
F5	Shifted and rotated Ackley's function	500
F6	Shifted and rotated Weierstrass function	600
F7	Shifted and rotated Griewank's function	700
F8	Shifted Rastrigin function	800
F9	Shifted and rotated Rastrigin's function	900
F10	Shifted Schwefel function	1000
F11	Shifted and rotated Schwefel's function	1100
F12	Shifted and rotated Katsuura function	1200
F13	Shifted and rotated HappyCat function	1300

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

F14	Shifted and rotated HGBat function	**1400**
F15	Shifted and rotated Expanded Griewank's Rosenbrock's function	**1500**
F16	Shifted and rotated Expanded Scaffer's F6 function	**1600**
F17	Hybrid function1 (f 9, f 8, f 1)	**1700**
F18	Hybrid function2 (f 2, f 12, f 8)	**1800**
F19	Hybrid function3 (f 7, f 6, f 4, f 14)	**1900**
F20	Hybrid function4 (f 12, f 3, f 13, f 8)	**2000**
F21	Hybrid function5 (f 14, f 12, f 4, f 9, f 1)	**2100**
F22	Hybrid function6 (f 10, f 11, f 13, f 9, f 5)	**2200**
F23	Composition function1 (f 4, f 1, f 2, f 3, f 1)	**2300**
F24	Composition function2 (f 10, f 9, f 14)	**2400**
F25	Composition function3 (f 11, f 9, f 1)	**2500**
	Search Range: [-100,100]*D*	

(جدول-۲): نتایج روی مجموعه توابع محک CEC 2014 برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه شده در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶

(Table-2): Results on the CEC 2014 Function Set for the Proposed Method and Algorithms presented in 2015 and 2016

		CCABC	EPSDE	MRPSO	LOA	ICS	NPSO	MOHS	BCSO	FFFA	DO
F1	**Best Cost**	4.35E+05	1.88E+05	3.68E+05	1.45E+05	2.06E+05	1.68E+05	4.01E+05	6.30E+05	4.10E+05	**1.23E+05**
	STD	3.44E+05	1.94E+05	2.74E+05	1.32E+05	2.12E+05	1.74E+05	3.21E+05	4.44E+05	2.19E+05	**1.12E+05**
F2	**Best Cost**	7.02E+02	6.57E+02	7.37E+02	6.83E+02	6.98E+02	5.37E+02	5.69E+02	7.12E+02	6.23E+02	**4.13E+02**
	STD	5.40E+02	3.50E+02	4.54E+02	4.96E+02	4.50E+02	3.54E+02	3.77E+02	4.46E+02	4.70E+02	**3.36E+02**
F3	**Best Cost**	6.04E+02	4.64E+02	5.40E+02	5.29E+02	5.34E+02	4.40E+02	5.79E+02	6.84E+02	5.77E+02	**3.66E+02**
	STD	3.97E+02	2.77E+02	3.44E+02	3.20E+02	3.48E+02	2.44E+02	4.78E+02	6.77E+02	6.78E+02	**2.49E+02**
F4	**Best Cost**	4.89E+02	4.14E+02	5.23E+02	4.26E+02	4.30E+02	4.23E+02	4.44E+02	4.46E+02	4.21E+02	**3.68E+02**
	STD	4.99E+01	4.89E+01	5.78E+01	4.81E+01	4.85E+01	4.78E+01	4.93E+01	4.95E+01	4.74E+01	**4.55E+01**
F5	**Best Cost**	5.79E+02	5.23E+02	5.00E+02	5.03E+02	5.07E+02	5.00E+02	5.23E+02	5.19E+02	4.98E+02	**4.73E+02**
	STD	3.92E+00	3.68E+00	4.70E+00	3.73E+00	3.77E+00	3.70E+00	3.86E+00	3.82E+00	3.68E+00	**3.47E+00**
F6	**Best Cost**	6.45E+02	5.99E+02	7.98E+02	6.01E+02	6.04E+02	5.98E+02	6.18E+02	6.14E+02	5.90E+02	**5.46E+02**
	STD	2.78E+00	2.35E+00	3.15E+00	2.17E+00	2.23E+00	2.15E+00	2.47E+00	2.43E+00	2.11E+00	**1.89E+00**
F7	**Best Cost**	7.09E+02	6.99E+02	7.07E+02	7.00E+02	7.06E+02	6.97E+02	7.20E+02	7.21E+02	6.77E+02	**6.23E+02**
	STD	8.98E-04	8.74E-04	8.92E-04	8.55E-04	8.59E-04	8.52E-04	8.73E-04	8.71E-04	8.40E-04	**7.67E-04**
F8	**Best Cost**	8.58E+02	7.99E+02	8.08E+02	8.02E+02	8.06E+02	7.98E+02	8.20E+02	8.16E+02	7.99E+02	**7.63E+02**
	STD	3.89E+00	3.86E+00	3.98E+00	3.81E+00	3.87E+00	3.78E+00	3.91E+00	3.87E+00	3.30E+00	**2.77E+00**
F9	**Best Cost**	9.68E+02	9.56E+02	9.78E+02	9.03E+02	9.11E+02	9.00E+02	9.25E+02	9.21E+02	9.00E+02	**8.76E+02**
	STD	3.99E+00	3.87E+00	3.85E+00	3.78E+00	3.81E+00	3.75E+00	3.95E+00	3.91E+00	3.14E+00	**2.91E+00**
F10	**Best Cost**	1.56E+03	1.69E+03	1.95E+03	1.00E+03	1.07E+03	1.55E+03	1.21E+03	1.23E+03	1.01E+03	**0.71E+03**
	STD	9.84E-02	9.46E-02	9.89E-02	9.00E-02	9.04E-02	9.46E-02	9.18E-02	9.20E-02	8.55E-02	**8.47E-02**
F11	**Best Cost**	1.69E+03	1.28E+03	1.78E+03	1.11E+03	1.16E+03	1.08E+03	1.30E+03	1.30E+03	1.10E+03	**1.02E+03**
	STD	4.04E+00	3.86E+00	3.97E+00	3.84E+00	3.91E+00	3.81E+00	4.12E+00	4.14E+00	3.10E+02	**2.65E+00**
F12	**Best Cost**	1.48E+03	1.37E+03	1.67E+03	1.20E+03	1.27E+03	1.17E+03	1.41E+03	1.46E+03	1.44E+03	**1.08E+03**
	STD	2.57E-02	2.67E-02	2.89E-02	2.30E-02	2.36E-02	2.27E-02	2.40E-02	2.48E-02	2.86E-02	**2.28E-02**
F13	**Best Cost**	1.96E+03	1.77E+03	1.77E+03	1.30E+03	1.36E+03	1.27E+03	1.43E+03	1.47E+03	1.67E+03	**1.06E+03**
	STD	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.02E+02	0.00E+00	2.97E+02	3.22E+02	1.12E+02	**0.00E+00**
F14	**Best Cost**	1.89E+03	1.77E+03	1.67E+03	1.40E+03	1.47E+03	1.37E+03	1.61E+03	1.69E+03	1.47E+03	**1.11E+03**
	STD	1.08E+02	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	6.08E+02	3.74E+02	**0.00E+00**
F15	**Best Cost**	2.02E+03	1.67E+03	1.87E+03	1.50E+03	1.57E+03	1.47E+03	2.11E+03	2.22E+03	1.86E+03	**1.16E+03**
	STD	3.87E+00	3.78E+00	3.68E+00	3.51E+00	3.56E+00	3.48E+00	3.69E+00	3.60E+00	3.50E+02	**3.33E+00**
F16	**Best Cost**	1.98E+03	1.77E+03	1.97E+03	1.60E+03	1.67E+03	1.57E+03	1.76E+03	1.92E+03	1.71E+03	**1.22E+03**
	STD	1.97E+02	1.74E+00	1.79E+00	1.79E+00	1.83E+00	1.70E+00	1.88E+00	1.84E+02	1.89E+02	**1.48E+00**
F17	**Best Cost**	2.84E+03	1.56E+03	1.83E+03	1.73E+03	2.12E+03	1.53E+03	2.01E+03	3.07E+03	3.064E+03	**1.06E+03**
	STD	4.05E+01	3.06E+01	3.69E+01	3.10E+01	4.02E+01	3.66E+01	3.44E+01	4.45E+01	4.08E+01	**2.56E+01**
F18	**Best Cost**	3.01E+03	1.84E+03	1.98E+03	1.82E+03	5.07E+03	1.75E+03	2.71E+03	3.11E+03	3.49E+03	**1.16E+03**
	STD	3.41E+01	3.87E+01	3.94E+01	1.63E+01	3.77E+01	3.73E+01	3.69E+01	3.21E+01	3.70E+01	**1.55E+01**
F19	**Best Cost**	6.44E+03	2.42E+03	2.68E+03	1.90E+03	6.04E+03	2.12E+03	2.13E+03	6.14E+03	6.90E+03	**1.74E+03**
	STD	2.03E+00	3.69E+00	3.89E+00	7.12E+00	2.23E+00	3.19E+00	5.45E+00	2.43E+00	2.11E+00	**3.46E+00**
F20	**Best Cost**	4.41E+03	2.35E+03	2.87E+03	2.00E+03	2.06E+03	2.11E+03	2.23E+03	4.21E+03	4.00E+03	**1.32E+03**
	STD	4.99E-04	4.36E-01	4.65E-01	4.62E-01	8.59E-04	4.00E-01	4.06E-01	3.99E-04	3.10E-04	**2.32E-01**
F21	**Best Cost**	2.25E+03	1.97E+03	1.97E+03	2.10E+03	2.14E+03	1.90E+03	2.74E+03	3.25E+03	3.88E+03	**1.38E+03**
	STD	3.97E+00	2.85E+00	2.87E+00	2.06E+00	3.87E+00	2.77E+00	2.33E+00	3.27E+00	3.19E+00	**1.44E+00**
F22	**Best Cost**	2.63E+03	2.54E+03	2.94E+03	2.21E+03	2.22E+03	2.04E+03	2.90E+03	2.73E+03	2.96E+03	**1.98E+03**
	STD	4.75E+00	4.77E-01	4.89E-01	4.86E-01	3.81E+00	4.44E-01	4.06E-01	3.00E+00	3.05E+00	**3.55E-01**
F23	**Best Cost**	2.78E+03	2.91E+03	2.55E+03	2.55E+03	2.40E+03	2.31E+03	2.39E+03	2.64E+03	2.61E+03	**2.17E+03**
	STD	5.88E+01	6.23E+01	6.61E+01	8.93E+01	5.66E+01	6.21E+01	3.45E+01	2.12E+01	8.44E+01	**3.53E+01**
F24	**Best Cost**	2.06E+03	1.99E+03	2.99E+03	2.62E+03	2.30E+03	1.98E+03	2.46E+03	2.66E+03	2.68E+03	**1.84E+03**
	STD	2.47E+00	3.74E+01	3.98E+01	2.33E+01	1.06E-02	3.64E+01	6.98E+00	5.47E+00	2.97E+01	**2.15E+01**
F25	**Best Cost**	2.77E+03	2.39E+03	2.88E+03	2.56E+03	2.49E+03	2.38E+03	2.59E+03	2.68E+03	2.62E+03	**2.12E+03**
	STD	4.34E+00	6.99E+01	6.79E+01	6.93E+01	4.34E+00	6.94E+01	2.64E+00	4.68E+00	6.33E+01	**4.03E+01**
Friedman Test											
Test Value		6.03	6.41	4.66	7.118	5.026	3.110	7.891	6.122	4.512	**2.621**
										P-Value	**6.562-08**
										Statistic	**37.751**

نتایج به‌دست‌آمده از مجموعه Unimodal که شامل سه تابع است نشان داد که روش پیشنهادی توانسته در میزان ارزیابی تعیین‌شده، به جواب بهینه‌تری نسبت به هر هجده الگوریتم برسد. در میان الگوریتم‌ها، روش LOA و NPSO بعد از روش پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌ها بوده‌اند. در این بخش روش

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

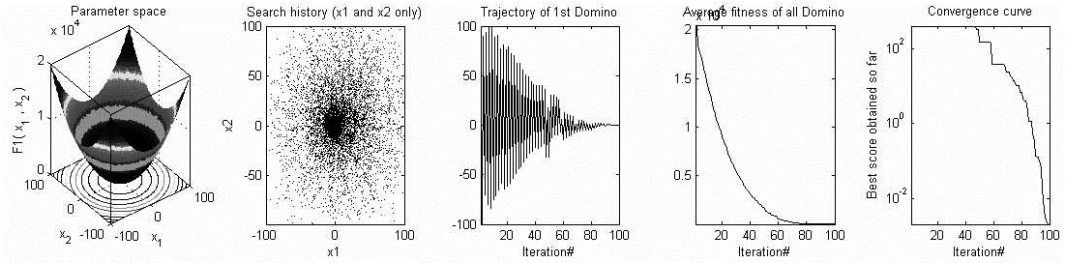
پیشنهادی در تابع F1 دارای بهترین هزینه معادل با 1.23E+05 بوده است، در تابع F2 دارای هزینه 4.13E+02 بوده و در تابع F3 هزینه 3.66E+02 را داشته است. در هر سه تابع روش پیشنهادی دارای انحراف استاندارد پایینی بوده و این نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از آغاز شروع ارزیابی، انحراف استاندارد بالایی داشته و در زمان رسیدن به جواب بهینه به سوی نقطه جواب هم‌گرا شده و دارای انحراف کمی در آخر ارزیابی الگوریتم است.

نتایج در بخش توابع Multimodal نشان داد که روش پیشنهادی بهترین عملکرد را در پیداکردن بهینه‌ترین جواب در سیزده تابع موجود در این قسمت داشته است. گرچه فاصله جواب بهترین هزینه در میان الگوریتم‌های ۲۰۱۶ کمتر بوده، ولی همچنان نتایج آن‌چنان است که می‌تواند قابلیت اطمینان روش پیشنهادی را در حل مسائل عددی پیچیده تک جوابه نشان دهد. الگوریتم پیشنهادی در همه سیزده تابع این بخش دارای انحراف استانداردی پایین بوده و این نشان از هم‌گرایی ذرات در لحظه یافتن جواب بهینه داشته است.

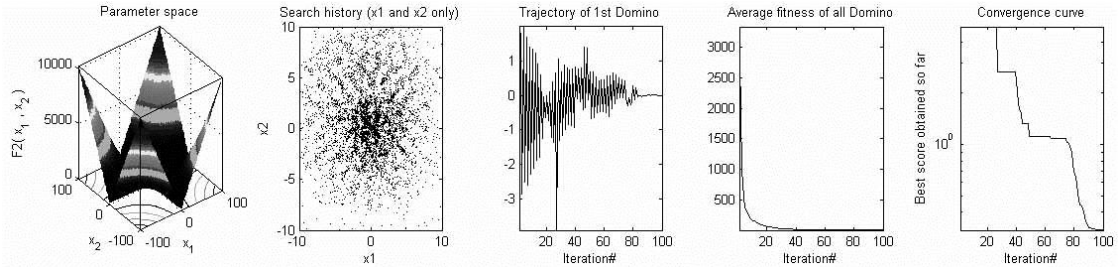
در هر شش تابع موجود در بخش Hybrid کیفیت نتایج روش پیشنهادی بهتر از همه هجده الگوریتم مورد مقایسه بود. روش پیشنهادی در همه این شش تابع، در رتبه اول بهترین هزینه قرار داشت. کیفیت مقادیر انحراف استاندارد روش پیشنهادی که اغلب عددی کوچک را نشان می‌داد، نشان از هم‌گرایی دومینوها حول جواب بهینه به‌دست‌آمده داشت. همچنین در میان روش‌های موجود، الگوریتم NPSO و LOA کیفیت نتایج خوبی بعد از روش پیشنهادی داشته‌اند.

نتایج هر هشت تابع مجموعه Composition نشان داد روش پیشنهادی در این مجموعه آزمون نیز بهترین عملکرد را از لحاظ بهترین هزینه برای ذرات داشته است. روش پیشنهادی در هر هشت تابع توانسته است کمترین هزینه را در بین روش‌های مورد مقایسه در پایان ارزیابی‌های مقرر شده پیدا کند. روش پیشنهادی در بخش انحراف استاندارد نیز عملکرد قابل‌قبولی داشته است، بدین معنا که در زمان یافتن بهترین هزینه، انحراف ذرات پایین بوده و میزان هم‌گرایی ذرات به جواب بالا بوده است، درصورتی‌که در ابتدای شروع ارزیابی‌ها تنوع بالایی در ذرات وجود داشته است. سازوکار روش پیشنهادی برای یافتن جواب بهینه به‌صورتی بوده که میزان تنوع ذرات را در زمان‌های مختلف حل مسئله تنظیم می‌کند. پیروی دومینوها از دومینوی جلویی مسیر بهینه، در رسیدن به چنین هدفی مؤثر بوده است.

در بخش بعدی نتایج، نمودارهایی را در شکل (۶) آورده‌ایم. این نمودارها، نتایج آزمایش‌هایی را بر روی روش پیشنهادی برای چهارده تابع از توابع CEC 2014 در قسمت‌ها و فازهای مختلف نشان می‌دهد. این آزمایش‌ها طبق پارامترهای آزمایش قبل و در پایان تکرار صدم انجام گرفته است. برای هر تابع ابتدا نمودار سه‌بعدی خود تابع محک، سپس فضای مسئله و نحوه قرارگرفتن ذرات در فضا را نشان داده است. در قسمت بعد نحوه حرکت دومینوها را نشان می‌دهد. قسمت بعد میانگین هزینه دومینو برای صد تکرار و در قسمت آخر میزان هم‌گرایی به بهترین هزینه را در صد تکرار نشان می‌دهد. در اغلب توابع، نحوه حرکت دومینویی در همین صد تکرار هم نشان داده شده است. در قسمت میانگین هزینه دومینوها نشان داده شده که در بیشتر توابع، شیب به سمت جواب بهینه و هزینه کمینه به‌درستی انجام شده است. در تحلیل هم‌گرایی دومینوها به بهترین هزینه در صد تکرار، در آغاز ارزیابی میزان هم‌گرایی به بهترین دومینو کم و با رسیدن به پایان ارزیابی‌ها به میزان هم‌گرایی دومینوها به بهترین هزینه اضافه شده است. این نشان‌دهنده درستی سازوکار روش پیشنهادی است که دومینوها در ابتدا پراکنده‌اند و تنوع بالایی دارند و با رسیدن به جواب بهینه هم‌گرا می‌شوند.



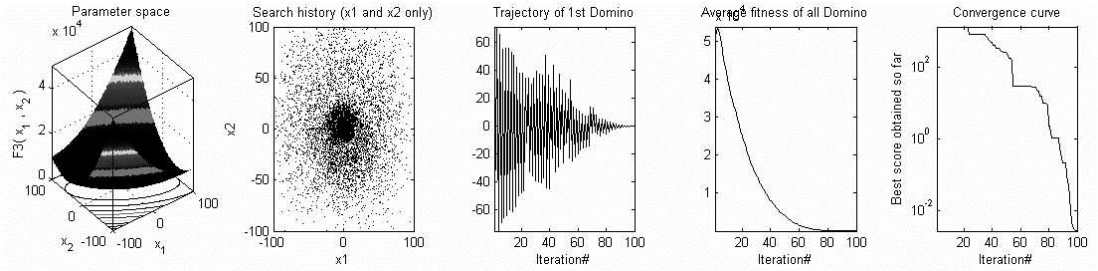
F1



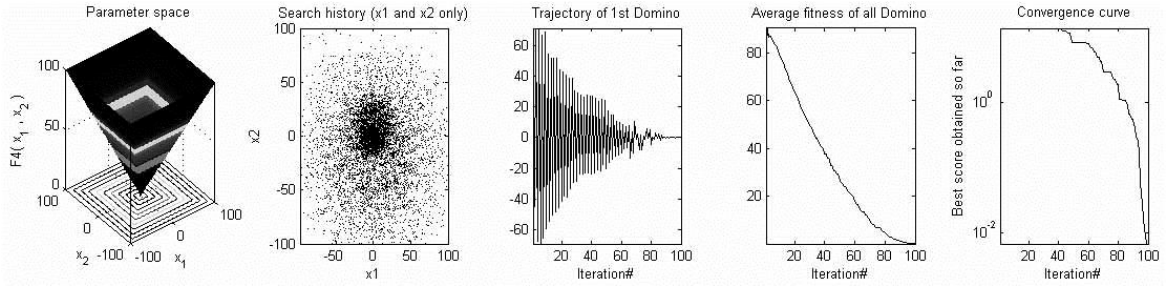
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

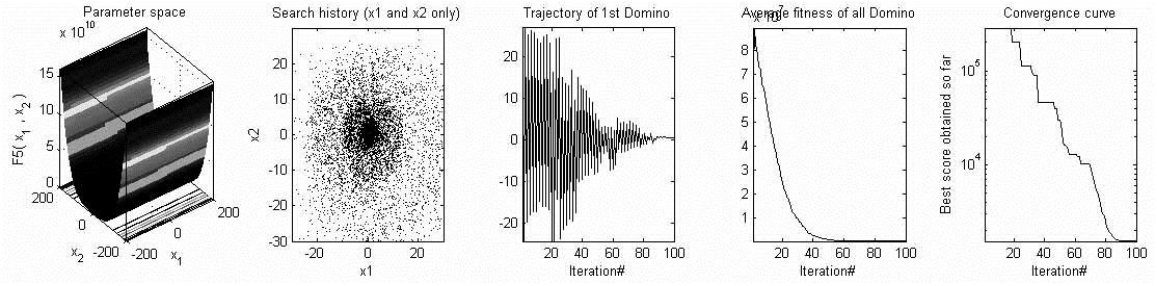
F2



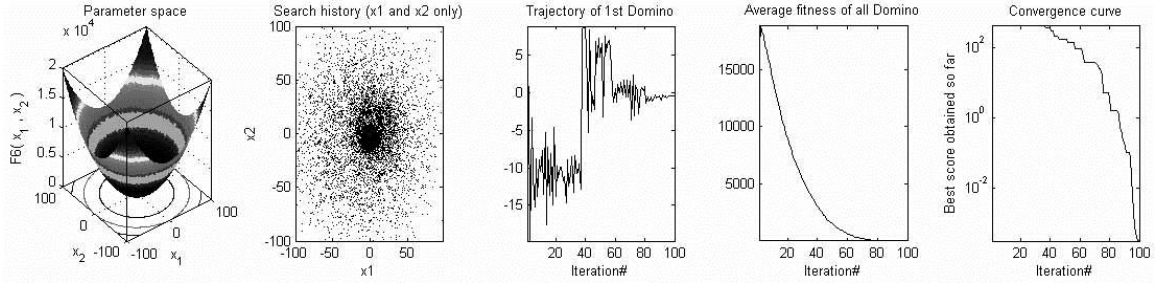
F3



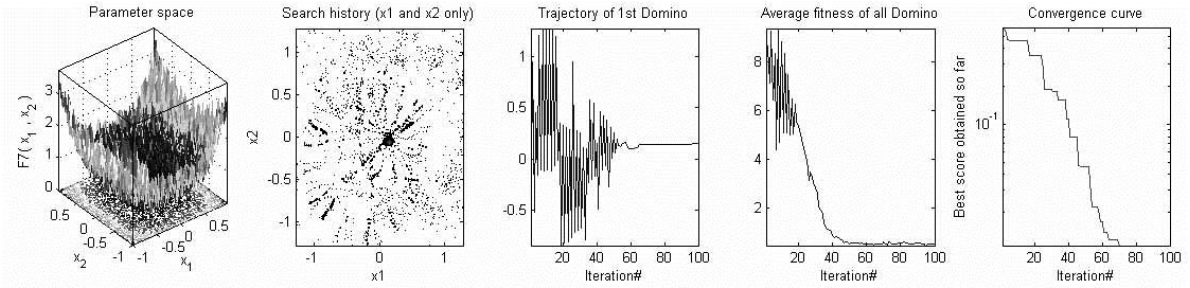
F4



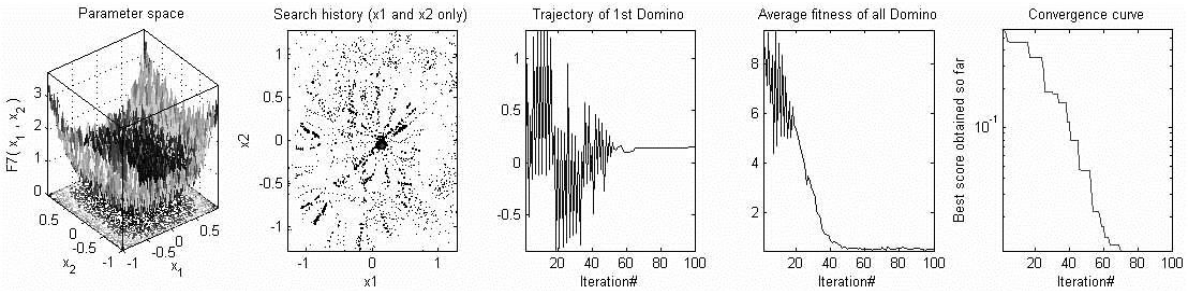
F5



F6



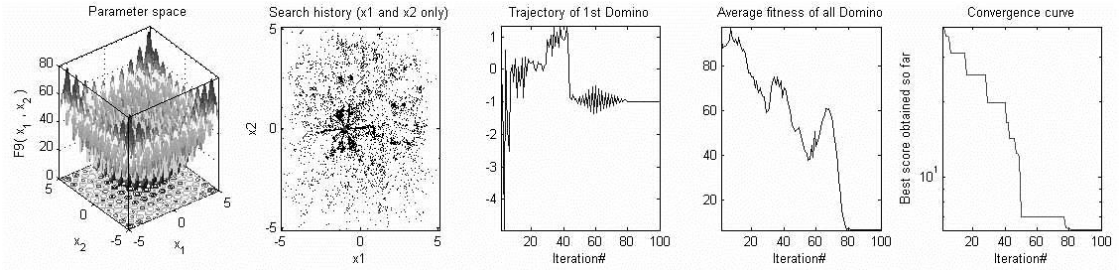
F7



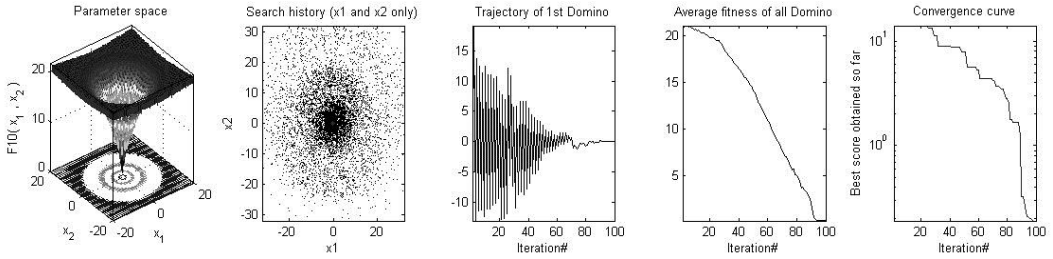
F8

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

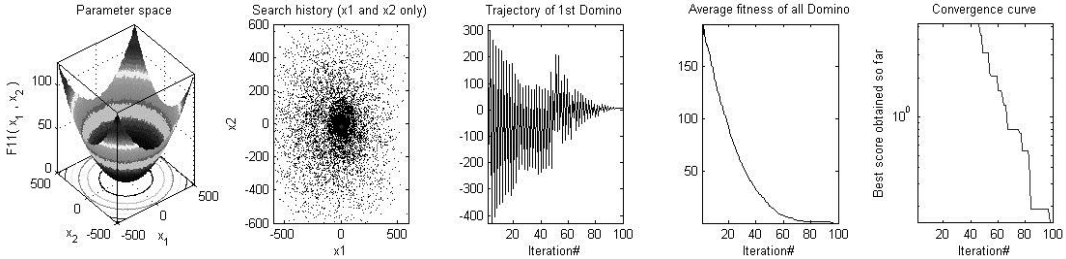
[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]



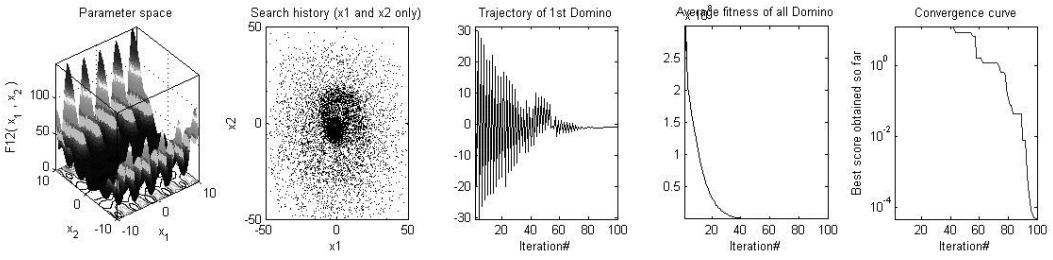
F9



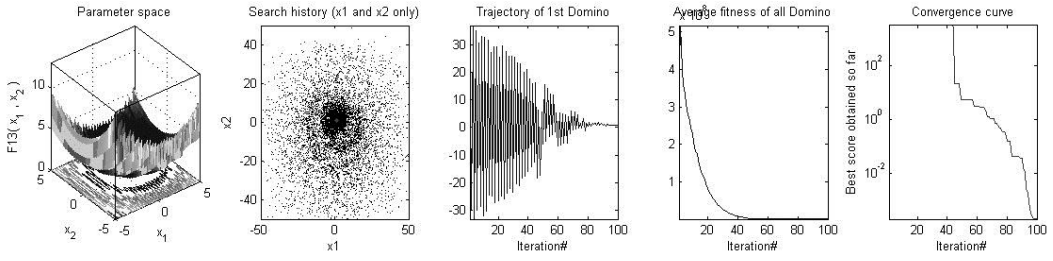
F10



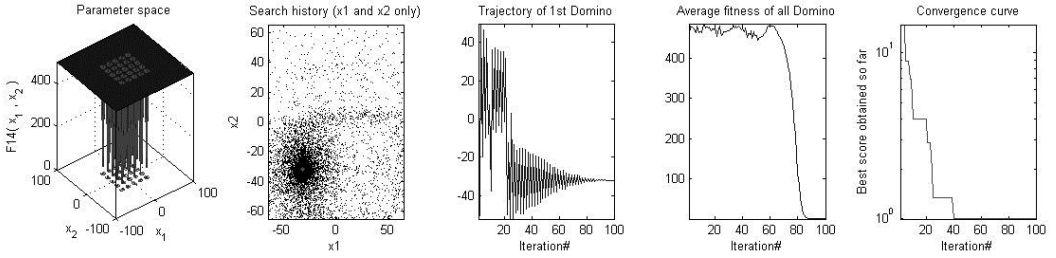
F11



F12



F13



F14

(شکل-۶): نمودار از چپ به راست سه‌بعدی تابع هدف، فضای جستجو، مسیر یکی از دومینوها تا تکرار صدم، نمودار میانگین هزینه همه ذرات دومینو، نمودار بهترین هزینه تا تکرار صدم برای روش پیشنهادی

(Figure-6): Left-to-right three-dimensional graph of the target function, search space, path of one of the dominoes to 100m iteration, best cost graph to 100m iteration, mean of all domino particles for the proposed method

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

نمودارهای ترسیم‌شده در شکل (۶) بیان‌گر بهبود روش پیشنهادی در فضای جستجو، مسیر حرکتی دومینو تا رسیدن به هدف، هزینه میانگین همه ذرات دومینو و بهترین هزینه تا صد تکرار است. نمودارهای شکل (۶) از چپ به راست و از بالا به پایین روند بهبود روش پیشنهادی را به‌خوبی نشان می‌دهند. نمودارهای ترسیم‌شده از چپ به راست شامل نمودار سه‌بعدی مبتنی بر تابع هدف، ذرات دومینو و میزان پراکندگی در فضای جستجو، مسیر حرکتی یک دومینو، نمودار میانگین هزینه همه ذرات و بهترین هزینه تا تکرار صدم را نشان می‌دهند. نمودار دوم از سمت چپ بیان‌گر این است که ذرات بعداً از چندین تکرار به سمت بهینه سراسری هم‌گرا شده‌اند و تنوع ذرات دلیل اصلی این هم‌گرایی است. نمودار سوم از سمت چپ نشان می‌دهد که در روش پیشنهادی میانگین هزینه همه ذرات بعد از تکرارهای مختلف رو به بهبود بوده و در نمودار نهایی نشان داده شده که هزینه میانگین ذرات سیر نزولی به خود گرفته است. نمودار چهارم از سمت چپ نشان می‌دهد که در روش پیشنهادی بهترین هزینه ذرات بعد از تکرارهای مختلف (تا تکرار صدم) رو به بهبود بوده و در نمودار نهایی نشان داده شده که هزینه سیر نزولی به خود گرفته است.

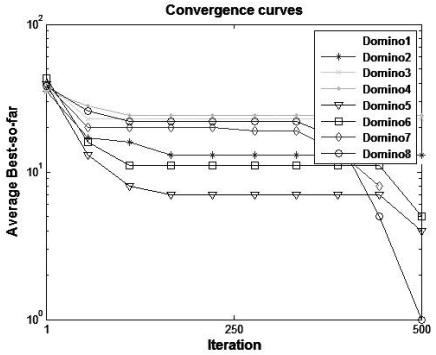
در قسمت بعد نتایج میانگین هزینه دومینوها را برای حالت‌های جدول (۳) آورده‌ایم. انگیزه این نمودار (شکل ۷) این است که روش پیشنهادی در ابعاد مختلف یکی از توابع محک چه جواب‌هایی خواهد داشت و روند میانگین هزینه دومینوها برای ابعاد مختلف به چه شکل خواهد بود. این سناریوها برای حالتی است که تعداد جمعیت صد، تعداد متغیرها متفاوت و برای پانصد تکرار و بر روی تابع F1 است.

(جدول-۳): جدول سناریوی مورد نظر برای روش پیشنهادی در تابع F1 برای ابعاد مختلف

(Table-3): Scenario table for the proposed method in function F1 for different dimensions

نام سناریو	تعداد متغیرها (ابعاد)
Domino 1	30
Domino 2	40
Domino 3	80
Domino 4	100
Domino 5	20
Domino 6	25
Domino 7	50
Domino 8	60

در نمودار شکل (۷) پیداست که طبق منطق موجود در توابع ایستا، هرچه ابعاد مسأله بالاتر باشد، عدد هزینه برای توابع ریاضی بیشتر خواهد بود. این در بعضی فازها استثنا دارد که برای مثال در این‌جا در سناریو Domino 8 در اواخر ارزیابی یعنی در حوالی تکرار پانصدم هزینه میانگین دومینوها به‌صورت نزولی به سمت جواب بهتری هم‌گرا شده‌اند.



(شکل-۷): نمودار میانگین هزینه دومینوها برای ابعاد مختلف در روش پیشنهادی در تابع F1 برای پانصد تکرار

(Figure-7): Average cost diagram of dominoes for different dimensions in the proposed method in F1 function for 500 iterations

در قسمت آخر بخش نتایج، میزان شایستگی زمانی روش‌ها را در آزمایش انجام‌شده در بخش نخست سنجیده‌ایم. در جدول (۴) میانگین بهترین هزینه به‌دست‌آمده از روش‌ها به همراه میانگین زمان اجرای الگوریتم براساس ساعت و همچنین پیچیدگی زمانی الگوریتم‌ها را آورده‌ایم. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی میانگین بهترین هزینه کمتری نسبت به بقیه روش‌ها داشته است، در حالی که در میانگین زمان کمتری، تعداد تکرارها (۱۵۰۰۰۰) را انجام داده است. با توجه به پیچیدگی زمانی به‌طورتقریبی برابر روش‌ها می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی در فاز شایستگی زمانی نیز بهتر عمل کرده است. روش پیشنهادی با شش روش معروف مقایسه شده و نتایج نشان از برتری روش پیشنهادی هم از نظر میانگین بهترین هزینه و هم از نظر زمان اجرا را دارد. نتایج به‌دست‌آمده در جدول (۴) نشان می‌دهند که روش پیشنهادی توانسته با ایجاد تنوع مناسب و نحوه حرکت دومینوها در فضای مسأله، یک مصالحه میان اکتشاف و بهره‌وری ایجاد کند. شکل (۸) میانگین بهترین هزینه الگوریتم‌ها در ده بُعد را نشان می‌دهد. نتایج بر روی نمودارهای مختلف نشان می‌دهند که روش پیشنهادی توانسته است، نسبت به سایر روش‌ها، با افزایش تعداد ابعاد نتایج مناسب‌تری را از نظر میانگین هزینه کسب کند. شکل (۹) ارزیابی میزان تنوع جستجوی ذرات با استفاده از اندازه‌گیری نرخ انحراف معیار الگوریتم‌ها در صد تکرار برای چهارده تابع را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهند که نرخ انحراف معیار برای

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

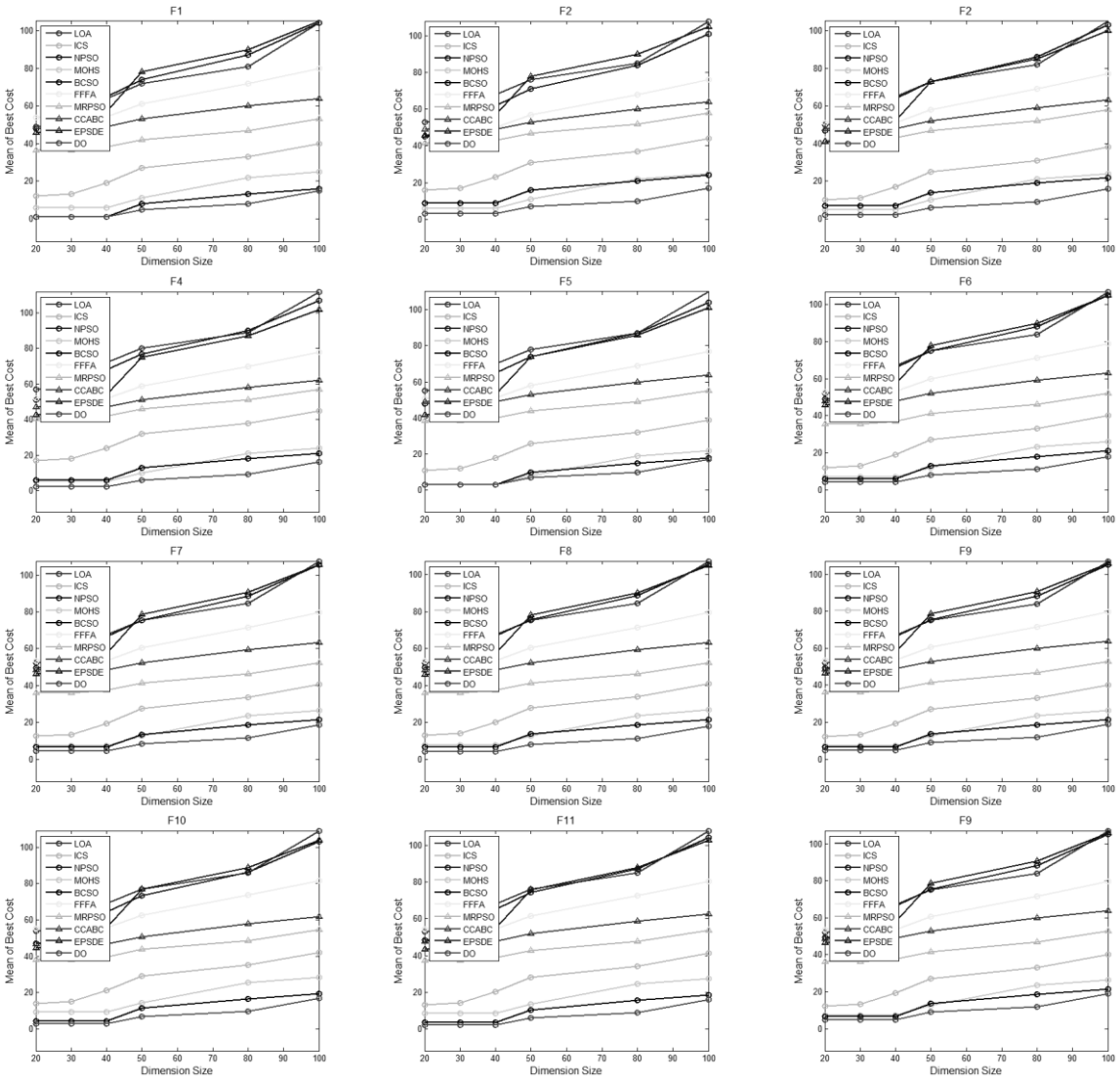
[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های رقیب در جایگاه مناسب‌تری قرار دارد (انحراف معیار نه خیلی زیاد و نه خیلی کم). شکل (۱۰) نمودار به ترتیب، بهترین هزینه، میانگین هزینه، انحراف معیار و زمان اجرای الگوریتم‌ها در روش پیشنهادی برای توابع F1 تا F6 را در پنجاه بُعد نشان می‌دهد. نتایج نمودارهای نشان می‌دهند که در هر چهار معیار یادشده الگوریتم بهبود چشم‌گیری داشته است. شکل (۱۱) نمودار بهترین هزینه، میانگین هزینه، انحراف معیار و زمان اجرای الگوریتم‌ها در روش پیشنهادی برای توابع F7 تا F14 را در پنجاه بُعد نشان می‌دهد. نتایج نمودارهای نشان می‌دهند که در هر چهار معیار یادشده الگوریتم بهبود چشم‌گیری داشته است. نتایج نمودارهای مختلف برای توابع F15 تا F25 نیز نشان می‌دهند که در هر چهار معیار یادشده، الگوریتم بهبود چشم‌گیری داشته است. شکل (۱۲) نمودار انحراف معیار روش پیشنهادی جهت آزمایش میزان تنوع جستجوی ذرات برای ۹ تابع از مجموعه محک CEC 2014 را نشان می‌دهد. نمودارهای ترسیم شده برای ارزیابی میزان تنوع نشان می‌دهند که روش پیشنهادی ابتدا میزان پراکندگی رو به رشدی داشته و سپس از پراکندگی کاسته شده و ذرات دومینو به سمت بهینه سراسری هم‌گرا شده‌اند (سیر نزولی منجر به هم‌گرایی ذرات می‌شود).

(جدول-۴): نتایج زمان اجرا و پیچیدگی زمانی

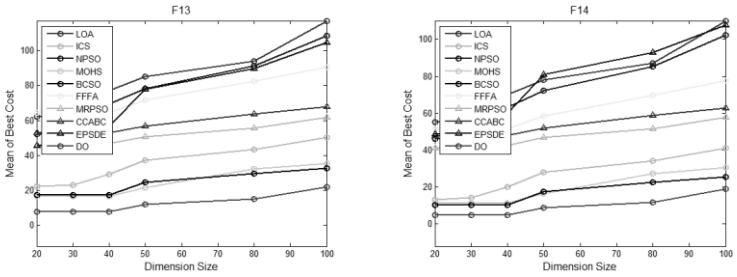
(Table-4): Runtime results and time complexity

الگوریتم	LOA	ICS	NPSO	MOHS	BCSO	FFFA	DO
پیچیدگی زمانی	O(nlogn)	O(nlogn)	O(nlogn)	O(n2logn)	O(nlogn)	O(nlogn2)	**O(nlogn)**
میانگین زمان اجرا	52.26 H	56.42 H	51.11 H	59.08 H	55.31 H	50.58 H	**50.14 H**
میانگین بهترین هزینه	6.98E+03	9.04E+03	7.41E+03	1.51E+04	2.30E+04	1.62E+04	**5.61E+03**



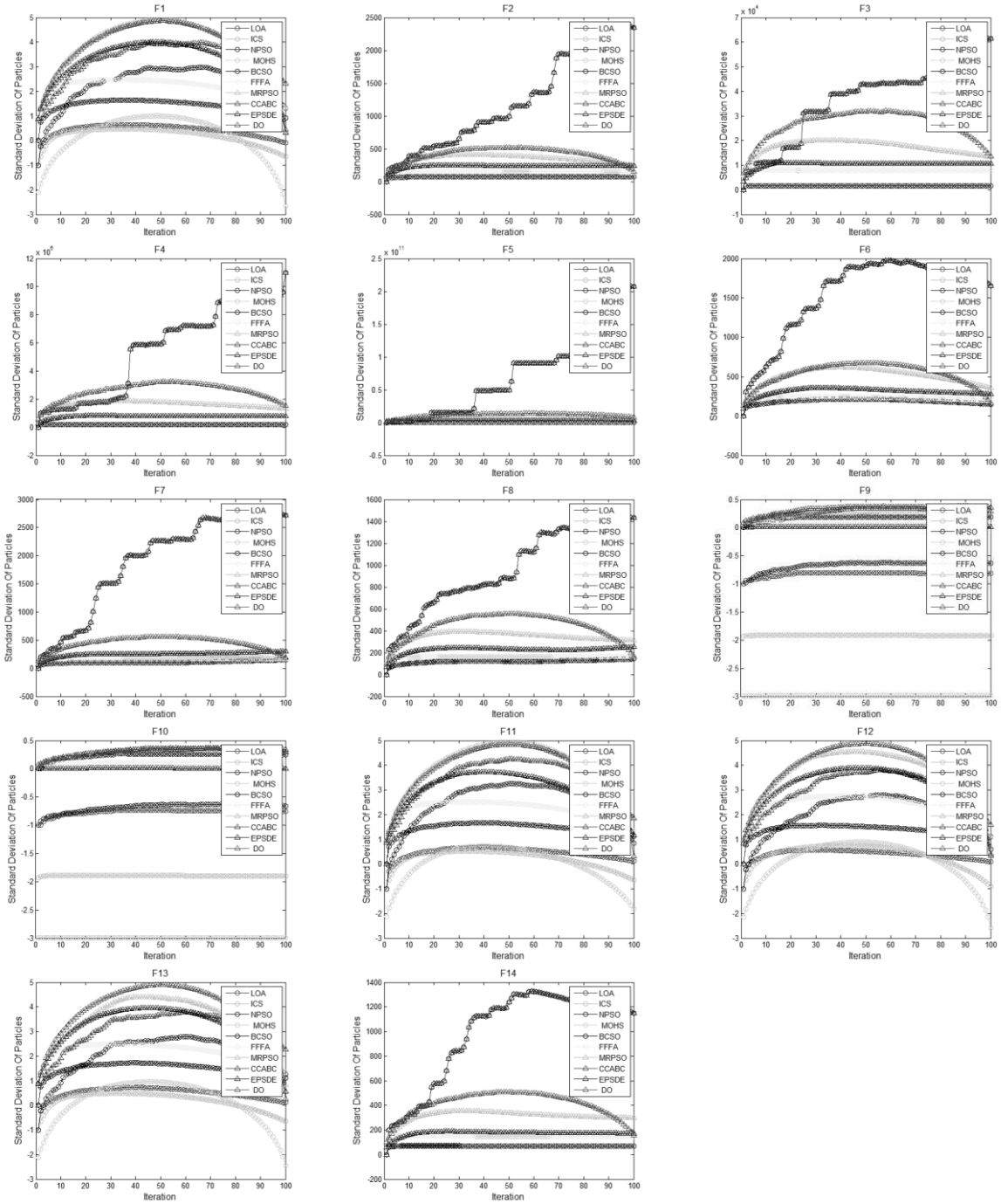
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]



(شکل-۸): میانگین بهترین هزینه الگوریتم‌ها در ده ابعاد

(Figure-8): Average Best Cost of Algorithms in 10 Dimensions

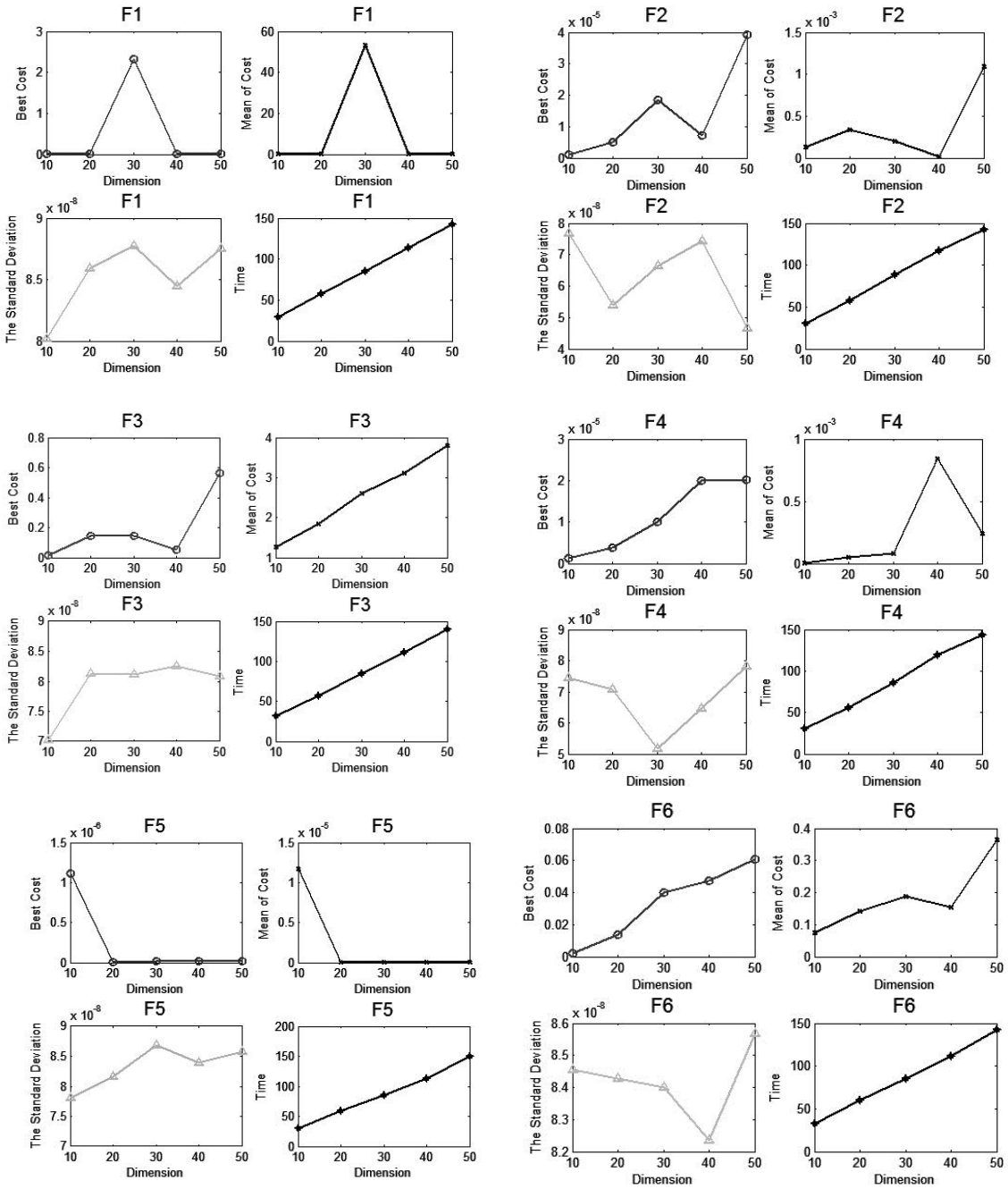


(شکل-۹): ارزیابی میزان تنوع جستجوی ذرات با استفاده از اندازه‌گیری نرخ انحراف معیار الگوریتم‌ها در صد تکرار برای چهارده تابع

(Figure-9): Evaluation of Particle Search Variability Using Measurement of Standard Deviation Rate of Algorithms in 100 Repetitions for 25 Functions

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]



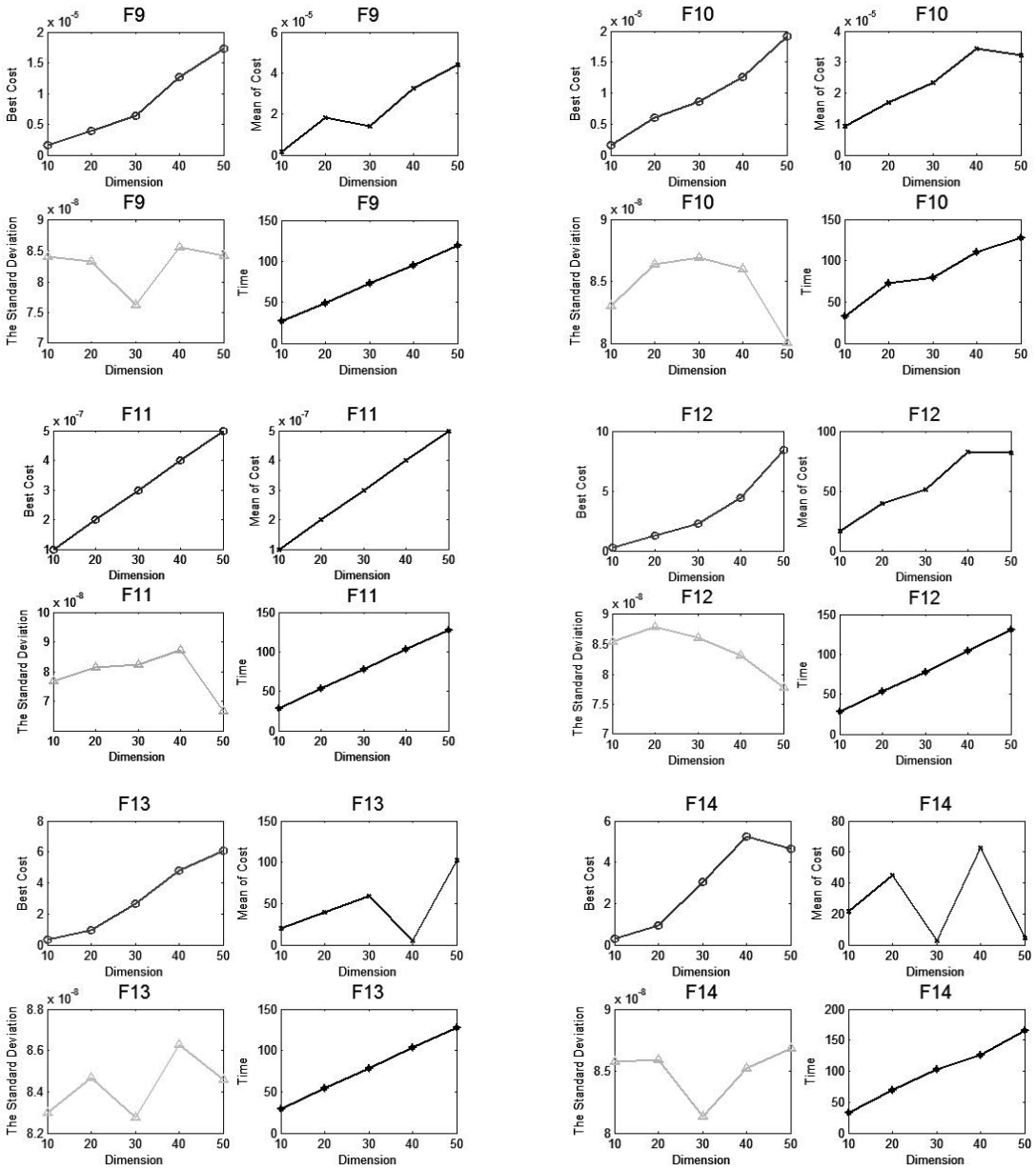
(شکل-۱۰): نمودار بهترین هزینه، میانگین هزینه، انحراف معیار و زمان اجرای الگوریتم‌ها در روش پیشنهادی برای توابع F1 تا F6

میانگین بهترین هزینه الگوریتم‌ها در پنج ابعاد

(Figure-10): Graph of the best cost, average cost, standard deviation and runtime of the algorithms in the proposed method for F1 to F6 functions Average best cost algorithms in 5 dimensions

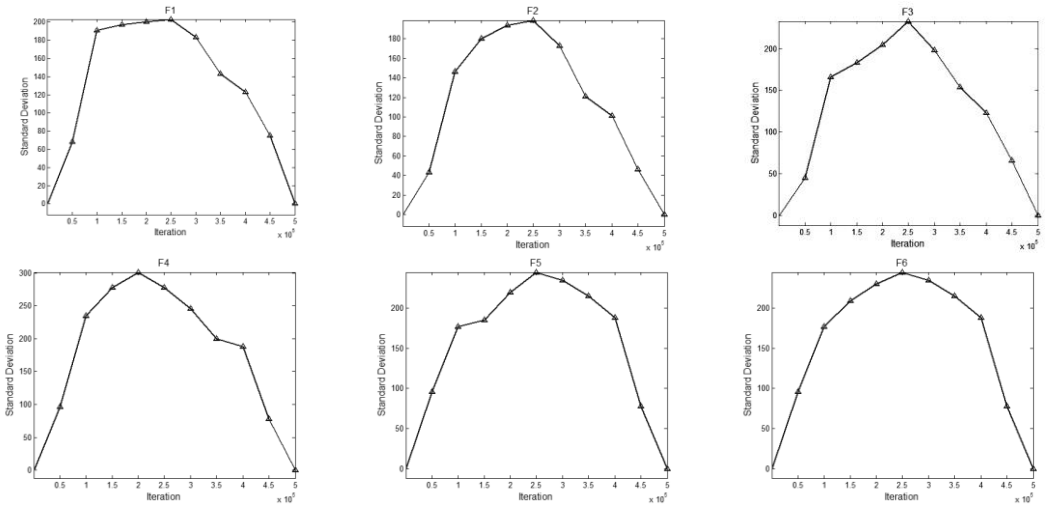
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]



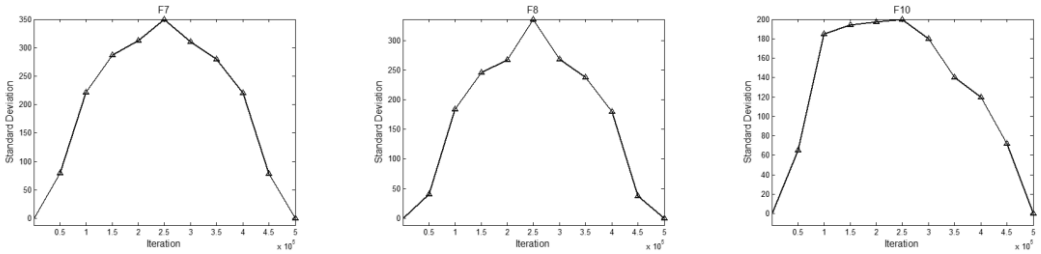
(شکل-۱۱): نمودار بهترین هزینه، میانگین هزینه، انحراف معیار و زمان اجرای الگوریتم‌ها در روش پیشنهادی برای توابع F7 تا F14 میانگین بهترین هزینه الگوریتم‌ها در پنج ابعاد

(Figure-11): Graph of best cost, average cost, standard deviation and runtime of the algorithms in the proposed method for functions F7 to F14 Average best cost algorithms in 5 dimensions



[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]



(شکل-۱۲): نمودار انحراف معیار روش پیشنهادی جهت آزمایش میزان تنوع جستجوی ذرات برای ۹ تابع از مجموعه آزمون CEC 2014

(Figure-12): Standard deviation diagram of the proposed method for testing particle search variability for 9 functions of the 2014 CEC test suite

۵- نتیجه‌گیری وپیشنهادها

بهینه‌سازی یک اصل پر اهمیت در پیشرفت یک سامانه است. این اصل در همه زمینه‌های علمی قابلیت نفوذ دارد؛ بنابراین، پژوهش و بررسی پیرامون آن می‌تواند در پیشرفت جنبه‌های مختلف زندگی بشر مؤثر باشد. در دهه‌های اخیر، طبیعت و جانداران موجود در آن الگوی بسیاری از الگوریتم‌هایی شدند که توانستند راهی برای حل مسائل پیچیده پیدا کنند. در این مقاله ما یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید ارائه دادیم که شالوده آن را از یک بازی پایه‌گذاری کردیم. در این مقاله ما نظم و وحدت موجود در بین دومینوها را مورد تحلیل و بررسی قرار داده و پیاده‌سازی کردیم و به یک چارچوب واحد برای حل مسائل غیرقطعی رسیدیم. رفتار دومینوها را شبیه‌سازی کرده و یک الگوریتم تحت نام الگوریتم دومینو معرفی نمودیم. نتایج روش پیشنهادی را با سه دسته الگوریتم‌های ارائه‌شده در قبل از سال ۲۰۱۰، الگوریتم‌های بین سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۴ و همچنین الگوریتم‌های معرفی‌شده در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ برای مجموعه CEC 2014 که شامل سی تابع ماست مقایسه کردیم و کیفیت نتایج در همه سی تابع در روش پیشنهادی بهتر بود. برای کارهای آینده، می‌توان روش پیشنهادی را در محیط‌های پویا مورد آزمایش قرار داد و بررسی کرد که آیا الگوریتم همچنان که در محیط‌های ایستا نتایج بسیار خوبی تولید کرده، می‌تواند برای حل مسائل بهینه‌سازی پویا (مسائل دنیای واقعی از جمله زمان‌بندی پویا) نیز کاربردی باشد یا خیر. البته گفتنی است که اکثریت الگوریتم‌های پایه از جمله الگوریتم ازدحام ذرات و کلونی زنبور مصنوعی در حل مسائل بهینه‌سازی ایستا موفق بوده‌اند، ولی به تنهایی در حل مسائل بهینه‌سازی پویا موفق نبوده‌اند.

۶- مراجع 6- References

[1] Haupt R. L.; Haupt S. E, "Practical Genetic Algorithms," 2nd Edition, John Wiley & Sons Inc, 2004.

[2] S. B. L. Vandenberghe, "Convex Optimization," Cambridge University Press, 2004.

[3] W. Sun, Y. Yuan, "Optimization Theory and Methods: Nonlinear Programming," Springer Science + Business Media, LLC Press, 2006.

[4] J. Nocedal, S. J. Wright, "Numerical Optimization," 2nd Edition, Springer Science + Business Media, LLC Press,2006.

[5] J. Holland," Genetic algorithms and the optimal allocation of trials", *SIAM J. Comput*, Vol.2 , pp. 88-105, 1979.

[6] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization" , *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, pp. 1942–1948.

[7] D. Karaboga, B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm", *Journal of Global Optimization*, vol. 39 , pp. 459–471, 2007.

[8] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, "Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*, vol.26, pp. 29–41, 1996.

[9] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing", *Science* vol.220, pp. 671–680 ,1983.

[10] F.W. Glover, "Tabu search: A tutorial", *Interfaces*, vol. 20, pp.74–94, 1990.

[11] D. T. Pham, S. Otri, A. Afify, M. Mahmuddin, , H. Al-Jabbouli, "Data clustering using the bees algorithm", 40th CIRP International Seminar on Manufacturing Systems, p. p. s.p., 2007.

[12] X. Miao, J. Chu, , L. Zhang, J. Qiao, "An Evolutionary Neural Network Approach to Simple Prediction of Dam Deformation", *Journal of Information & Computational Science*, vol.10 , pp.315–1324, 2013.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

Acta Mechanica, vol. 213, no.3, pp. 267–289, 2010.

[27] H. Shah-Hosseini, "Principal components analysis by the galaxy-based search algorithm: a novel metaheuristic for continuous optimisation," *International Journal of Computational Science and Engineering*, vol. 6, no. 1-2, pp. 132–140, 2011.

[28] L. Jiao, Y. Li, M. Gong, and X. Zhang, "Quantum-inspired immune clonal algorithm for global optimization," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics B,* vol. 38, no. 5, pp. 1234–1253, 2008.

[29] W. Li, Q. Yin, and X. Zhang, "Continuous quantum ant colony optimization and its application to optimization and analysis of induction motor structure," *in Proceedings of the IEEE 5th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA '10),* September 2010, pp. 313–317.

[30] Y. Zhang, L.Wu, Y. Zhang, and J.Wang, "Immune gravitation inspired optimization algorithm," *in Advanced Intelligent Computing*, pp. 178–185, Springer, Berlin,Germany, 2012.

[31] A. Layeb, S. Meshoul, and M. Batouche, "quantum genetic algorithm for multiple RNA structural alignment," *in Proceedings of the 2nd Asia International Conference on Modelling and Simulation (AIMS '08),* May 2008, pp. 873–878.

[32] D. Chang and Y. Zhao, "A dynamic niching quantum genetic algorithm for automatic evolution of clusters," *in Proceedings of the 14th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, vol. 22011, pp. 308–315.

[33] J. Xiao, Y. Yan, Y. Lin, L. Yuan, and J. Zhang, "A quantuminspired genetic algorithm for data clustering," *in Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC '08)*, June 2008, pp. 1513–1519.

[34] H. Talbi, A. Draa, and M. Batouche, "A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the travelling salesman problem," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT '04)*, vol. 3, December 2004 , pp. 1192–1197.

[35] K.-H. Han, K.-H. Park, C.-H. Lee, and J.-H. Kim, "Parallel quantum-inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problem," *in Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 2, IEEE, May 2001, pp. 1422–1429.

[36] L. Yan, H. Chen, W. Ji, Y. Lu, and J. Li, "Optimal VSM model and multi-object quantum-inspired genetic algorithm for web information retrieval," *in Proceedings of the 1st International Symposium on Computer*

[13] Z.W. Geem, J. H. Kim, and G. V. Loganathan, "A new heuristic optimization algorithm: harmony search," *Simulation*, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, 2001.

[14] R. P. Feynman, "Simulating physics with computers," *International Journal of Theoretical Physics*, vol. 21, no. 6-7, pp. 467–488, 1982.

[15] R. P. Feynman, "Quantummechanical computers," *Foundations of Physics*, vol. 16, no. 6, pp. 507–531, 1986.

[16] A. Narayanan and M.Moore, "Quantum-inspired genetic algorithms," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC '96),* May 1996, pp. 61–66.

[17] J. Sun,W.Xu, and B. Feng, "Aglobal search strategy of quantumbehaved particle swarm optimization," *in Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, vol. 1, December 2004, pp. 111–116.

[18] Y. Wang, X. Feng, Y. Huang et al., "A novel quantum swarm evolutionary algorithm and its applications*," Neurocomputing*, vol. 70, no. 4–6, pp. 633–640, 2007.

[19] S. I. Birbil and S. Fang, "An electromagnetism-like mechanism for global optimization," *Journal of Global Optimization*, vol. 25, no. 3, pp. 263–282, 2003.

[20] O. K. Erol and I. Eksin, "A new optimizationmethod: Big Bang-Big Crunch," *Advances in Engineering Software*, vol. 37, no. 2, pp.106–111, 2006.

[21] R. A. Formato, "Central force optimization: a new metaheuristic with applications in applied electromagnetics," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 77, pp. 425–491, 2007.

[22] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm," *Information Sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232–2248, 2009.

[23] L. Xie, J. Zeng, and Z. Cui, "General framework of artificial physics optimization algorithm," *in Proceedings of the World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC '09)*, IEEE, December 2009, pp. 1321–1326.

[24] J. Flores, R. L´opez, and J. Barrera, "Gravitational interactions optimization," *in Learning and Intelligent Optimization*, pp. 226–237, Springer, Berlin, Germany, 2011.

[25] K. F. P´al, "Hysteretic optimization for the Sherrington-Kirkpatrick spin glass," Physica A, vol. 367, pp. 261–268, 2006.

[26] A. Kaveh and S. Talatahari, "A novel heuristic optimization method: charged system search,"

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

Conference on Genetic and Evolutionary Computing (WGEC '09), October 2009, pp. 750–753.

[47] X. J. Zhang, S. Li, Y. Shen, and S. M. Song, "Evaluation of several quantum genetic algorithms in medical image registration applications," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering (CSAE '12)*, vol. 2, IEEE, 2012, pp. 710–713.

[48] H. Talbi, A. Draa, and M. Batouche, "A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the travelling salesman problem," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT '04),* December 2004, pp. 1192–1197.

[49] S. Bhattacharyya and S. Dey, "An efficient quantum inspired genetic algorithm with chaotic map model based interference and fuzzy objective function for gray level image thresholding," *in Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Communication Systems (CICN '11)*, IEEE, October 2011, pp. 121–125.

[50] K. Benatchba, M. Koudil, Y. Boukir, and N. Benkhelat, "Image segmentation using quantum genetic algorithms," *in Proceedings of the 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics (IECON '06)*, IEEE, November 2006, pp. 3556–3562.

[51] M. Liu, C. Yuan, and T. Huang, "A novel real-coded quantum genetic algorithm in radiation pattern synthesis for smart antenna," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO '07),* IEEE, December 2007, pp. 2023–2026.

[52] R. Popa, V. Nicolau, and S. Epure, "A new quantum inspired genetic algorithm for evolvable hardware," *in Proceedings of the 3rd International Symposium on Electrical and Electronics Engineering (ISEEE '10),* September 2010, pp. 64–69.

[53] H. Yu and J. Fan, "Parameter optimization based on quantum genetic algorithm for generalized fuzzy entropy thresholding segmentation method," *in Proceedings of the 5th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD '08),* vol. 1, IEEE, October 2008. pp. 530–534.

[54] P. C. Shill,M. F. Amin, M. A. H. Akhand, and K.Murase, "Optimization of interval type-2 fuzzy logic controller using quantum genetic algorithms," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE '12)*, June 2012, pp. 1–8.

[55] M. Cao and F. Shang, "Training of process neural networks based on improved quantum *Network and Multimedia Technology (CNMT '09),* IEEE, December 2009, pp. 1–4.

[37] Z.Mo, G. Wu, Y. He, and H. Liu, "quantum genetic algorithm for scheduling jobs on computational grids," *in Proceedings of the International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA '10),* March 2010, pp. 964–967.

[38] Y. Zhang, J. Liu, Y. Cui, X. Hei, and M. Zhang, "An improved quantumgenetic algorithmfor test suite reduction," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering (CSAE '11)*, June 2011, pp. 149–153.

[39] J. Lee,W. Lin, G. Liao, and T. Tsao, "quantum genetic algorithm for dynamic economic dispatch with valve-point effects and including wind power system," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 33, no. 2, pp. 189–197, 2011.

[40] J. Dai and H. Zhang, "A novel quantum genetic algorithm for area optimization of FPRM circuits," *in Proceedings of the 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology Application (IITA 09)*, November 2009, pp. 408–411.

[41] L. Chuang, Y. Chiang, and C. Yang, "A quantum genetic algorithm for operon prediction," *in Proceedings of the IEEE 26th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA '12)*, March 2012, pp. 269–275.

[42] H. Xing, X. Liu, X. Jin, L. Bai, and Y. Ji, "A multi-granularity evolution based quantum genetic algorithm for QoS multicast routing problem in WDM networks," *Computer Communications*, vol. 32, no. 2, pp. 386–393, 2009.

[43] W. Luo, "A quantum genetic algorithm based QoS routing protocol for wireless sensor networks," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Software Engineering and Service Sciences (ICSESS '10),* IEEE, July 2010, pp. 37–40.

[44] J. Wang and R. Zhou, "A novel quantum genetic algorithm for PID controller," *in Proceedings of the 6th International Conference on Advanced Intelligent Computing Theories and Applications: Intelligent Computing*, 2010, pp. 72–77.

[45] B.Han, J. Jiang, Y.Gao, and J.Ma, "Aquantumgenetic algorithm to solve the problem of multivariate," *Communications in Computer and Information Science*, vol. 243, no. 1, pp. 308–314, 2011.

[46] Y. Zheng, J. Liu, W. Geng, and J. Yang, "Quantum-inspired genetic evolutionary algorithm for course timetabling," *in Proceedings of the 3rd International*

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

genetic algorithm," *in Proceedings of the WRI World Congress on Software Engineering (WCSE'09)*, vol. 2, May 2009, pp. 160–165.

[56] Y. Sun and M. Ding, "quantum genetic algorithm for mobile robot path planning," *in Proceedings of the 4th International Conference on Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC'10)*, December 2010, pp. 206–209.

[57] M. Yazdani, F. Jolaei, "Lion Optimization Algorithm (LOA) : Anature-inspired meta heuristic algorithm," *Journal of Computational Designand Engineering*, pp.24-36, 2016.

[58] A.R. Mehrabian, C. Lucas, "A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization", *Ecol. Inform*, vol.1(4), pp.355–66, 2006.

[59] D. Simon "Biogeography-based optimization," *Evolut, Comput.IEEE, Trans*, vol.12(6), pp.702–13, 2008.

[60] Yang X-S. "A new meta heuristicbat-inspired algorithm. Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization", *NICSO 2010*, Springer; pp. 65–74, 2010.

[61] Y-J. Zheng,"Water wave optimization :a new nature-inspired meta heuristic," *Comput. Oper.Res*, pp. 55:1–11, 2014.

[62] J. Wang, B. Zhou, Sh. Zhou, "An Improved Cuckoo Search Optimization Algorithm for the Problem of Chaotic Systems Parameter Estimation," *Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2016, pp. 8, 2016.

[63] Ch-F. Wang, K. Liu, "A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization," *Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience*, V. 2016, pp. 9, 2016.

[64] C. Cubukcuoglu, I. Chatzikonstantinou, M. Fatih Tasgetiren, S. Sariyildiz, Q-K. Pan, "A Multi-Objective Harmony Search Algorithm for Sustainable Design of Floating Settlements," Algorithms 2016, 9, 51; doi:10.3390/a9030051, 2016.

[65] I. Obagbuwa, A. Philips Abidoye, "Binary Cockroach Swarm Optimization for Combinatorial Optimization Problem," Algorithms 2016, 9, 59; doi:10.3390/a9030059, 2016.

[66] R M. Rizk Allah, "Hybridization of Fruit Fly Optimization Algorithm and Firefly Algorithm for Solving Nonlinear Programming Problems," International Journal of Swarm Intelligence and Evolutionary Computation, http://dx.doi.org/10.4172/2090-4908.1000134, 2016.

[67] J., Liang, B. Qu, and P. Suganthan Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2014 special session and competition on single objective real-parameter numerical optimization, Computational Intelligence Laboratory,2013.

[68] M., Yasrebi, A., Eskandar-Baghban, H., Parvin, M., Mohammadpour, "Optimization inspiring from behavior of raining in nature: droplet optimization algorithm," *International Journal of Bio-Inspired Computation*, Vol.12, no.3, pp. 152-163, 2018.

[69] K., Pytel, "Hybrid Multi-Evolutionary Algorithm to Solve Optimization Problems," Applied Artificial Intelligence, Published online: 24 Feb 2020, Pages, 550-563, DOI: 10.1080/08839514.2020.1730631

[70] H., Parvin, S., Nejatian M., Mohammadpour, "Explicit memory based ABC with a clustering strategy for updating and retrieval of memory in dynamic environments," Applied Intelligence, Volume 48 , V, 11., pages, 4317-4337, doi: https://doi.org/10.1007/s10489-018-1197-z, 2018.

[71] X., Qian, X., Wang, Y., Su and L., He, 2018. An effective hybrid evolutionary algorithm for solving the numerical optimization problems. Journal of Physics: Conference Series 1004 (1): article id. 012020. doi:10.1088/1742-6596/1004/1/012020.

[72] X., Donga, Yongle., C, "A novel genetic algorithm for large scale colored balanced traveling salesman problem," https://doi.org/10.1016/j.future.2018.12.06.

[73] C., HyukGeun, K., Jinhyun, Y,. Yourim., M., Byung-Ro, "Investigation of incremental hybrid genetic algorithm with subgraph isomorphism problem, " *Swarm and Evolutionary Computation*, vol.49, pp.75–86, 2019.

[74] https://doi.org/10.1016/j.swevo.2019.05.04

[75] M. moradi, S. nejatian , H. parvin , K. A. Bagherifard and V.rezaie , "Clustering and Memory-based Parent-Child Swarm Meta-heuristic Algorithm for Dynamic Optimization", *JSDP*, vol. 18, no. 3, pp. 127-146,2021.

محمدنبی امیدوار فارغ‌التحصیل رشته مهندسی رایانه گرایش نرم‌افزار در مقطع کارشناسی ارشد از واحد علوم و تحقیقات و دانشجوی دکترای تخصصی کامپیوتر گرایش سامانه‌های نرم‌افزاری تحت راهنمایی دکتر صمد نجاتیان و دکتر حمید پروین بوده که از رساله دکترای خود در مهرماه ۱۳۹۸با موفقیت

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]

دفاع کرده است. نامبرده هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی است. وی تاکنون بیش از بیست مقاله علمی در نشریات و کنفرانس‌های معتبر داخلی و خارجی ارائه و به چاپ رسانیده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
mn.omidvar@iauf.ac.ir

صمد نجاتیان مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۲ در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک از دانشگاه سیستان و بلوچستان و مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۸۶ در رشته مهندسی برق گرایش مخابرات از دانشگاه مشهد و در سال ۱۳۹۳ مدرک دکترای خود را در رشته مهندسی برق گرایش مخابرات از دانشگاه یو.تی.ام مالزی. کووالالامپور، مالزی دریافت کرد. وی عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی یاسوج، معاون پژوهش و فن‌آوری دانشگاه آزاد اسلامی واحد یاسوج و رئیس باشگاه پژوهش‌گران جوان دانشگاه آزاد اسلامی واحد یاسوج است. حوزه‌های تخصصی ایشان برق، مخابرات و هوش مصنوعی است. وی تاکنون بیش از ۸۵ مقاله علمی در نشریات و کنفرانس‌های معتبر داخلی و خارجی به چاپ رسانیده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
samad.nej.2007@gmail.com

حمید پروین مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۵ در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه شهید چمران اهواز و مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در سال ۱۳۸۷ و ۱۳۹۲ در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه علم و صنعت ایران دریافت کرد. وی تاکنون بیش از یکصد مقاله علمی در نشریات و کنفرانس‌های معتبر داخلی و خارجی به چاپ رسانیده است و چندین کتاب چاپ کرده‌اند.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
parvin@iust.ac.ir

کرم‌الله باقری‌فرد مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۴ در رشته مهندسی رایانه گرایش نرم‌افزار از دانشگاه اصفهان و مدرک کارشناسی ارشد و دکترای خود را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۸۷ و ۱۳۹۵ از دانشگاه نجف آباد و اراک در رشته مهندسی رایانه گرایش نرم‌افزار دریافت کرد. وی از سال ۱۳۸۵ تاکنون عضو هیأت علمی بخش مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد یاسوج است. حوزه‌های تخصصی ایشان داده‌کاوی، یادگیری ماشین و سامانه‌های پیشنهاددهنده است. وی تاکنون بیش از هفتاد مقاله علمی در نشریات و کنفرانس‌های معتبر داخلی و خارجی به چاپ رسانیده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
k.bagheri@iauyasooj.ac.ir

سیده وحیده رضایی دارای مدرک دکترای ریاضی است. عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد یاسوج است. وی تاکنون بیش از چهل مقاله علمی در نشریات و کنفرانس‌های معتبر داخلی و خارجی به چاپ رسانیده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
vahidehrezaie80@gmail.com

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-02-04]

[DOI: 10.52547/jsdp.19.2.87]