فصلنامه پژوهش در علوم، مهندسی و فناوری
دوره ۲، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۵
صفحات ۲۳-۴۲
ISSN: 2476-5082
www.uctjournals.com

ارائه‌ی الگورتیمی نوین برای حل بهینه‌ی مسئله‌ی بهینه‌سازی ترکیبی بنام چیدمان بسته‌های دوبعدی

شیما شفیعی*[۱]، همایون مؤتمنی[۲]، فرهاد رمضانی[۳]

۱- کارشناس ارشد علوم کامپیوتر،گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه طبری بابل، ایران(نویسنده مسئول).
۲- هیئت علمی گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ساری، ایران.
۳- هیئت علمی گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ساری، ایران.

چکیده

بهینه‌سازی از زمینه‌های پر کاربرد در زندگی امروزی همچون ریاضی، مهندسی، اقتصاد، علوم پایه، مدیریت و غیره است و مسئله چیدمان بسته‌ها یک مسئله بهینه‌سازی ترکیبی معروف در غیرچند جمله‌ای‌های سخت، پایه‌ای، پر کاربرد در علوم کامپیوتر با ماهیتی گسسته و گونه‌ای خاص از مسئله‌ی کوله‌پشتی باینری است. در سال‌های اخیر، تکنیک‌های حل گوناگونی برای حل این مسئله گسترش یافته‌اند، که هر یک به نوبه خود دارای مزایا و معایبی می‌باشند. در همین راستا برای حل بهینه-ی، مسئله بهینه‌سازی ترکیبی معروف بنام چیدمان بسته‌ها، یک مدل بهبود یافته‌ی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات که مبتنی بر بکارگیری نگاشت آشوب و منطق فازی می‌باشد، تحت عنوان "الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات نوین" ارائه گردیده. هدف این مقاله، قیاس پیشبرد دقت و اجرای کاراترین تکنیک حل نوین برای دستیابی به چیدمان بهینه در فضای دو بعدی توأم با ترکیب روش‌های ترکیبی مانند منطق فازی و جایگزینی اعداد کیاتیکی بجای اعداد تصادفی در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، در طی دو مرحله است. در روش تحقیق، الگورتیم‌های قیاسی یعنی حالت "ادغام الگورتیم بهینه‌سازی‌ازدحام ذرات و الگورتیم ژنتیک" و "بهینه‌سازی ازدحام ذرات نوین" در محیط متلب پیاده‌سازی و مقایسه گردیدند. در نهایت به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی(الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات نوین) از توابع هدف استفاده گردیده، که یافته‌ها و نتایج تجربی، حاکی از برتری الگوریتم نوین پیشنهادی در دست‌یابی به چیدمان بهینه مبتنی بر بیشینه بسته کاربردی و کمینه زمان خطی در فضای دو بعد نسبت به یکی از به روزترین نسخه‌های بهینگی الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (ترکیب الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگورتیم ژنتیک) می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی، چیدمان بهینه، نگاشت آشوب، منطق فازی، بهینه سازی ازدحام ذرات

۱- مقدمه

۱-۱- طرح مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی[۱]

بهینه‌سازی به معنای یافتن یک یا چند پاسخ مجاز در ارتباط با یک یا چند تابع هدف می‌باشد. یک مسئله بهینه‌سازی ترکیبی یا چند هدفه، آن‌چنان‌که از نام آن پیدا است، با بیش از یک تابع هدف که باید کمینه یا بیشینه گردند، سر و کار دارد. بهینه سازی ترکیبی برخواسته از روش‌های تصمیم‌گیری در دنیای واقعی‌اند که نقش مهمی در پژوهش‌های کاربردی، مدیریت، علوم پایه و حتی صنعت ایفا می‌کند و یکی از بارزترین اهداف آن، حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی از جنس سخت می‌باشد، به گونه ای که مسائل بهینه‌سازی به جستجوی بهترین راه حل از میان تمام راه حل‌های ممکن می‌پردازند. در واقع مسائل بهینه‌سازی ترکیبی، فضای جستجوی گسسته‌ای از راه حل‌های ممکن را ایجاد کرده و در بسیاری از موارد دارای پیچیدگی‌های محاسباتی بالایی می‌باشند و برحسب ماهیت ساختاری خود بعضا درکلاس غیر چند جمله‌ای- سخت[۲] طبقه‌بندی شده [Koziel and Bekasiewicz,2016]. مسئله‌ی چیدمان بسته‌ها یکی از مسائل کلاسیک بهینه‌سازی ترکیبی[۳] است که از لحاظ پیچیدگی محاسباتی، در خانواده‌ی غیر چند جمله‌ای- سخت قرارگرفته و از دسته مسائل کوله‌پشتی ۰-۱[۴]و در خانواده‌ی برنامه‌ریزی عددی صحیح قرار دارد. این مسئله به سبب داشتن ماهیت بهینه‌سازی گسسته و غیرخطی خود می‌تواند در زمینه‌های گوناگونی نظیر صنایع، ریاضیات‌کاربردی، بارگذاری، حمل و نقل، تست سیستم‌های تجاری، برنامه‌ریزی برای تخصیص کار به ماشین‌ها با چیدمان موازی، برنامه‌ریزی تولید، افزایش کارایی در مدارات مجتمع و غیره مورد توجه قرار گیرد. در مطالعات متعدد، مسئله‌ی چیدمان بسته‌ها در ابعاد یک بعد، دو بعد و سه بعد مطرح شده است. از این‌رو تأکید این مقاله، فضای دو بعد است به گونه‌ای که در ادامه، مدل کلی ریاضی مسئله چیدمان بسته‌ها در فضای دو بعد در قالب شکل (۱) فرموله گردیده، که در تشریح آن بایستی مطرح نمود که:

روابط (۱)- (۵) فرمول‌بندی ریاضی مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی را نشان می‌دهند. رابطه (۱) تابع هدف مسئله مذکور را مطرح می‌نماید که در آن هدف بهینه کردن تعداد بسته‌ها است.[۵] رابطه (۲) قید مربوط به محدودیت فضای هر بسته، توأم با خصیصه خاص هربسته، را نشان می‌دهد. رابطه (۳) بیانگر قید مربوط به قرار گرفتن هر بسته درفضای دو بعدی و تحت چیدمان است و روابط (۴) و (۵) نیز شرط باینری بودن متغییرهای تصمیم را نشان می‌دهند و اندیس‌های i,j هم بیانگر فضای دو بعدی مسئله چیدمان بسته‌ها هستند[Elhedhli and Gzara,2015].

$$\text{maximize } Z = \sum_{j=1}^{m} y_j \qquad (1$$

$$\sum_{i=0}^{n} w_i x_{ij} = V_{y_i}, \forall_j \in \{1,..,m\} \qquad (2$$

$$\sum_{j=1}^{m} x_{ij} = 1, \forall_j \in \{1,\dots,n\} \qquad (3$$

$$y_j \in \{0,1\}, \forall_j \in \{1,..,m\} \qquad (4$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \forall_j \in \{1,..,m\}, \forall_i \in \{1,..,n\} \qquad (5$$

شکل۱- مدل ریاضی مسئله چیدمان بسته‌ها در فضای دو بعد(دوبعدی)

---

۱. 2 Dimension Bin Packing Problem

۲. NP:Nondeterministic Polynomial Hard

۳. Combinatorial Optimization

۴. Binary

۵. در حالت پیش فرض، بهینگی تابع هدف بصورت کمینه در نظر گرفته می‌شود که در اینجا با توجه به هدف مسئله مذکور، بصورت بیشینه مطرح گردیده.

۱-۲- ادبیات و پیشینه‌ی تحقیق

مسئله چیدمان بسته‌ها در مدل‌سازی‌های مسائل واقعی به طور گسترده‌ای مورد توجه و استفاده قرار می‌گیرد. از این‌رو، در مطالعات گوناگون این مسئله همواره مورد توجه خاص و کاربردهای متعدد قرار گرفته که در ادامه به برخی از مهم‌ترین مطالعات متجانس با این مسئله پرداخته می‌شود.

درمطالعه [Karabulut and MuratInceoğlu, 2004]، الگوریتم ژنتیک در مسئله چیدمان بسته‌های سه بعدی مورد مطالعه قرار گرفته و در واقع در این الگوریتم، هر کرموزوم حاوی مجموعه‌ای از شماره بسته‌ها است. طبق این تکنیک، چیدمان بدین صورت آغاز می‌گردد که اولین بسته در کمترین عمق در سمت چپ قرار داده می‌شود و آن‌گاه در این مرحله دو تست برای دست‌یابی به چیدمان بهینه انجام می‌شود که عبارتند از: بسته به طور کامل در فضا قرار گرفته و بسته موجب تداخل با بسته‌های دیگر نگردد. اگر چیدمان طبق این دو تست به حالتی دست یافت، قطعا این حالت نیز بهینه است.

مطالعه [Yazdanjoo,2012] ، به حل مسئله چیدمان بسته‌ها[۶] با دو الگوریتم کولونی مورچگان و الگوریتم سرد شدن تدریجی فلزات پرداخته است. در این مطالعه، هدف یافتن حالت بهینه نیست، بلکه هدف یافتن بهترین حالت در یک بازه زمانی از پیش تعیین شده است. بدیهی است چنین رویکردی در حل مسئله چیدمان بسته‌ها می‌تواند به پاسخی بسیار دورتر از پاسخ بهینه منجر شود و در پایان نشان داده که الگوریتم‌های پیشنهادی بهینه‌تر از کاراترین الگوریتم‌های موجود عمل می‌کنند.

در مطالعه [Kang et al., 2012]، روش پیشنهادی مبتنی بر ادغام الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگورتیم ژنتیک است. الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات که ازجمله الگورتیم‌های متاهیوریستیکی بوده و به کمک هوش‌جمعی در مسائل بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع در این مقاله نشان داده شده که چگونه با عملگر جهش کارا و مناسب، بسته هایی‌که با یکدیگر تلاقی و هم‌پوشانی داشتند، هم توانستند به وضعیت صحیح در کنار یکدیگر قرار بگیرند و به بیانی دیگر با توجه به این که الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات فاقد عملگر کمکی همچون جهش و ترکیب است پس در این مطالعه سعی می‌نماید با استناد به ادغام عملگرهای‌کمکی ژنتیک و الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به چیدمان بهینه بسته‌ها دست یابد که در نهایت حاکی از برتری حالت ادغام الگورتیم ژنتیک و بهینه سازی ازدحام ذرات برای چیدمان بهینه است.

در مطالعه [Layeb and Rayene Boussalia ,2012] مسئله چیدمان بسته‌ها در یک بعد مورد مطالعه قرار گرفته شده است و از نوآوری‌های این مطالعه، نگاشت الگوریتم جستجوی کوکو برای مسئله چیدمان بسته‌ها است.

در مطالعه [Gandomi et al., 2013] مطرح شده، که الگوریتم کوکو که از رفتار تولید مثل پرندگان کوکو الهام گرفته و برای پیاده‌سازی این تکنیک، فرضیاتی از قبیل: یکتایی تخم در واحد زمان، ثبات لانه‌ها با بیش از یک تخم در نسل بعد و تعیین تعداد کمی آنان، در نظر گرفته شده و در این روش ابتدا یک جمعیت اولیه از جواب‌ها ایجاد می‌شود سپس جواب‌ها ارزیابی شده و به هرکدام یک مقدار تخصیص داده می‌شود. اگر الگورتیم در این هنگام به جواب مورد نظر دست یافته باشد، آن‌گاه این روندکاری متوقف می‌شود و در غیر این صورت دوباره مجموعه‌ای از اعمال بر روی آن‌ها اجرا می‌شود.

درمطالعه [Hong et al.,2014] از ترکیب دو روش چیدمان بسته هیوریستیک و الگوریتم بهترین انتخاب اول برای حل مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی بهره برده و هدف این مقاله، استفاده از الگوریتم‌های هیوریستیک در روش پیشنهادی، برای کاهش فضای جستجو و بهبود یافتن جواب است و از الگوریتم شبیه‌سازی ذوب فلزات که یک روش هیوریستیک احتمالی برای بسیاری از مسائل با هدف یافتن جواب‌های بهینه سراسری هست نیز استفاده نموده است.

در مطالعه [SHafiee et al.,2015]روشی نوین مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات به منظور حل مسئله چیدمان بسته ها ارائه شده است. در مدل پیشنهادی، علاوه بر کمینه کردن فضای تحت چیدمان، توسط بسته‌های دو بعدی، صفرنمودن مقدار هم پوشانی بسته‌ها نسبت به یکدیگر نیز به عنوان یکی دیگر از اهداف در نظر گرفته شده است. مقایسه نتایج

---

۶ . BPP:BinPacking Problem

حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی با نتایج حاصل از روش‌های پیشین مانند الگوریتم ژنتیک، کارایی روش پیشنهادی در کاهش چشمگیر زمان دستیابی به پاسخ بهینه و بهبود آن را نشان می‌دهد.

مسئله چیدمان بسته‌ها از جمله مسائل قدیمی و پایه‌ای در حوزه علوم کامپیوتر است که از چالش‌های اصلی این مسئله بهینه سازی ترکیبی، چیدمان بسته‌ها در کنار یکدیگر در یک فضای از پیش تعیین شده است. پس در مطالعه‌ی [SHin, and Kita, 2012]، بسته‌ها به طرق گوناگون موجود هستند و هدف اصلی این مقاله بیشینه کردن تعداد بسته‌ها با قرارگیری متنوع است. در این مطالعه، مسئله چیدمان دو بعدی مورد مطالعه قرار گرفته شده، به‌گونه‌ای که الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات پیشنهادی با یک الگوریتم جستجوی محلی ترکیب شده تا بتواند با دقت و بازدهی بیشتری جواب نهایی را از طریق مختصات بیابد.

۱-۳- اهمیت تحقیق

پیچیدگی وناآرام بودن محیط سازمانی باعث شده که مدیران به سان گذشته تصمیم‌گیری نکنند و برای دستیابی به هدف (اهداف) مشخص با محدودیت‌هایی از قبیل منابع، انرژی،نیروی انسانی، مواد، سرمایه پولی وغیره مواجه هستند و ناچارندکه از روش‌های کمی برای برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری خود استفاده کنند و از آن‌جایی که بسیاری از مسائل دنیای واقعی را نمی‌توان از طریق فرمول‌های ریاضی بهینه کرد، پس در این جا است که الگورتیم‌های کامپیوتری حضور خود را پررنگ‌تر جلوه می‌دهند و می‌توانند با قابلیت‌های خاص خود مسیر نیل به اهداف سازمانی را فراهم کنند و موجبات همکاری روز افزون دو حوزه علم و صنعت گردند و از سویی دیگر، زمان محاسباتی در حل مسائل غیر چند جمله‌ای- سخت با مقیاس بزرگ از جمله مسئله چیدمان بسته‌ها دارای اهمیت فراوانی است. در واقع با توجه به این‌که جنس مسئله فوق سخت است اما هم‌چنان در دو حوزه ی علم و صنعت دارای جایگاهی مهم است. پس تمرکز و اهمیت این مقاله، حل یک مسئله غیر چند جمله‌ای- سخت با هدف دستیابی به بیشینه بسته تحت چیدمان و کمینه زمان خطی در فضای دو بعدی با استناد به نسخه‌ی ترکیبی الگورتیم متاهیوریستیکی یعنی الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات است، که در راستای دست‌یابی به هدف نهایی، فرآیند بررسی و ارزیابی الگورتیم‌های فراابتکاری گوناگون با توجه به ماهیت و جنس مسئله‌ی چیدمان بسته‌ها که همواره سعی دارند راه‌حل هایی شبه بهینه همراه با ضریبی برای میزان تقریب جواب واقعی و بهبود خصایص آن‌ها از قبیل مرتبه زمانی ارائه دهند، نیز انجام گردیده، به گونه‌ای که سرانجام الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات انتخاب گردید. اما الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات پایه و استاندارد هم دارای محدودیت‌هایی از قبیل: گیر افتادن در بهینه محلی و پایین بودن سرعت همگرایی است [Imran et al.,2013][Alatas et al.,2009]. پس در این مقاله الگورتیم پیشنهادی، بهبود یافته و برگرفته از الگورتیم پایه و استاندارد بهینه‌سازی ازدحام ذرات[۷] با بکارگیری نگاشت آشوب و منطق فازی در طی دو مرحله پیاده‌سازی شده که پس از قیاس نتایج پیاده‌سازی هریک از الگورتیم‌های قیاسی در محیط متلب، اثبات گردید که الگورتیم پیشنهادی یا همان بهینه سازی ازدحام ذرات نوین[۸] بهینه‌تر و کاراتر است یعنی دارای زمان محاسباتی کمتر، چیدمان بیشتری از بسته‌ها، نسبت به تکنیک رقیب یعنی مدل ادغام الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگورتیم ژنتیک [Kang et al., 2012] است.

۱-۴- اهداف تحقیق

اهداف اصلی این مقاله با توجه به آن‌چه که تاکنون مطرح گردید را می‌توان این‌گونه خلاصه نمود:

الف) کمینه کردن زمان خطی دست‌یابی به چیدمان بهینه

ب) بیشینه کردن تعداد بسته‌ها برای چیدمان بهینه

---

۷ . PSO: Particle Swarm Optimization

۸ . NPSO:New Particle Swarm Optimization

ج) قیاس الگورتیم‌های قیاسی (ادغام الگورتیم بهینه سازی ازدحام ذرات با الگورتیم ژنتیک، ارائه الگوریتم پیشنهادی بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر نگاشت آشوب و منطق فازی) به منظور ارزیابی کارایی آنان برای دست‌یابی به چیدمان بهینه
د) بکار گیری توابع هدف به منظور ارزیابی و سنجش کارایی و برتری الگورتیم پیشنهادی در دست‌یابی به چیدمان بهینه

۲- پیش نیازهای تحقیق

۲-۱- مروری بر الگورتیم PSO پایه و استاندارد

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات توسط جیمز کندی و راسل ابرهارت در سال ۱۹۹۵ میلادی پیشنهاد گردیده که نوعی الگوریتم بهینه‌سازی تصادفی گروهی است که از شبیه‌سازی رفتار اجتماعی گروه پرندگان الهام گرفته است[Kennedy and Eberhart, 1995]. در واقع در این الگورتیم،گروهی از پرندگان در یک فضای تصادفی دنبال غذا می‌گردند و تنها یک تکه غذا وجود دارد و هیچ یک از پرندگان از محل غذا اطلاعی ندارد و فقط فاصله خود تا غذا را می‌داند. یکی از بهترین استراتژی‌ها، دنبال کردن پرنده‌ای می‌باشد که به غذا نزدیک‌تر است. این تئوری، استراتژی اصلی الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات می باشد. در الگورتیم بهینه سازی ازدحام ذرات، هر پرنده یک جواب ممکن در فضای مسئله می‌باشد که ذره نامیده شده و هر ذره دارای یک مقدار شایستگی می‌باشد که توسط تابع شایستگی در الگورتیم بهینه سازی ازدحام ذرات محاسبه می‌شود. ذره‌ای که به جواب نزدیک‌تر باشد، شایستگی بیشتری دارد. این الگوریتم ماهیت پیوسته‌ای دارد و در کاربردهای متعددی کارایی خود را اثبات کرده است [Leandrodos,2008]. پس این الگورتیم از جمله الگوریتم‌های جستجوی موازی مبتنی بر جمعیت است که با یک گروه از جواب‌های تصادفی (ذره‌ها) شروع به کار می‌کند، سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله با به روز کردن مکان ذره‌ها به جستجو ادامه می‌دهد. هر ذره به صورت چند بعدی (بسته به نوع مسئله) با دو بردار X_{id} و V_{id} که به ترتیب معرف موقعیت مکانی و سرعت به d ام از i امین ذره هستند، مشخص می‌شود. در هر مرحله از حرکت جمعیت، مکان بردار X هر ذره با دو مقدار بهترین به روز می‌شود. اولین مقدار، بهترین تجربه‌ای است که خود ذره تا به حال بدست آورده است و با p_ best[۹] نشان داده و دومین مقدار، بهترین تجربه‌ای است که در بین تمامی ذره ها بدست آمده است و با g_best[۱۰] نشان داده می‌شود. در هر تکرار، الگوریتم بعد از یافتن دو مقدار بهینه محلی و سراسری، سرعت و موقعیت جدید ذره را براساس معادلات (۶) و (۷)به روز رسانی می‌کند که عبارتند از:

$$V_{id}(t+1) = W.V_{id} + C_1.rand_1.\left(P_best_{id}(t) - X_{id}(t)\right) + C_2.rand_2.\left(G_best_{it}(t) - X_{id}(t)\right) \quad (6$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (7$$

در توضیح پارامترهای روابط (۶) و(۷) بایستی مطرح کرد که:
در معادله (۶)، W ضریب اینرسی[۱۱] است که به صورت خطی کاهش می یابد که معمولا در بازه [۱-۰] می‌باشد. ضرایب C_2 و C_1 ضرایب یادگیری یا شتاب[۱۲] می‌باشد که در بازه [۲-۰] انتخاب می‌شود. دو عدد $rand_1$ و $rand_2$ نیز اعداد تصادفی در بازه [۱-۰]می‌باشند. هم‌چنین مقدار نهایی سرعت هر ذره برای جلوگیری از واگرایی الگوریتم به یک بازه محدود می‌شود $V_{id} \in [-V_{max}, V_{max}]$. شرط خاتمه الگوریتم، همگرایی تا حد معین و یا توقف بعد از تعداد معینی تکرار می باشد[Cui and Potok, 2005] [Liu et al.,2007]. سمت راست معادله (۶) از سه قسمت تشکیل شده است، قسمت اول ضریبی از سرعت فعلی ذره می باشد، قسمت دوم برای تغییر سرعت و چرخش ذره به سمت بهترین تجربه شخصی می‌باشد و قسمت

۹- همان بهینه محلی

۱۰- همان بهینه سراسری

۱۱ . Weight- Inertia

۱۲ . Acceleration Coefficients

سوم نیز باعث تغییر سرعت و چرخش ذره به طرف بهترین تجربه گروهی می‌باشد و سرانجام، معادله (۷) نیز بردارموقعیت فعلی ذره را با توجه به سرعت جدید آن به روز رسانی می‌کند.

۲-۲- انگیزه‌ی بهبود الگوریتمPSO پایه و استاندارد

در بسیاری از مسائل بهینه سازی بویژه مسائل با ابعاد بزرگ، انتخاب بهترین جواب از طریق جستجوی همه جانبه اگر چه غیر ممکن نیست، ولی کاری بس مشکل است و مسئله بهینه سازی مذکور یعنی مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی که به اختصار به صورت 2DBPP نوشته شده و برای حل آن، انواع الگوریتم‌ها به کار می‌روند. دسته‌ی اول الگوریتم‌های دقیق هستند که جواب بهینه مسئله را برای هر اندازه ورودی پیدا می‌کنند. در این دسته از الگوریتم‌ها، زمان اجرای الگوریتم به اندازه‌ی نمونه مسئله وابسته است و با افزایش اندازه‌ی نمونه، زمان اجرای الگوریتم به صورت نمایی افزایش می‌یابد که همین امر بزرگترین محدودیت این دسته از الگوریتم‌ها محسوب می‌شود.دسته‌ی دوم، الگوریتم‌های بهینه‌سازی کلاسیک هستند که محدودیت‌هایی از جمله همگرایی در جهت پاسخ های بهینه دارند، که در واقع بستگی به جواب انتخاب شده‌ی اولیه دارد. این الگوریتم‌ها نمی توانند به طور کارا در یک ماشین موازی مورد استفاده قرار گیرند و غالبا تمایل به یک جو اب بهینه دارند و در برخورد با مسائلی که فضای جستجوی گسسته دارند، کارایی مناسبی ندارند[Safavi et al.,2014]و دسته‌ی دیگر الگوریتم‌های متاهیوریستیک(از الگورتیم‌های تقریبی) هستند که با داشتن مزایایی هم‌چون کاهش زمان محاسباتی، ارائه راهکارهای نوین برای جلوگیری از عدم دست‌یابی به پاسخ و گیرکردن چیدمان بسته‌ی دو بعدی در بهینه‌ی محلی[۱۳]، در سال‌های اخیرمورد توجه قرارگرفته‌اند و نسبت به سایر دسته‌ها از کارایی بهتری برخوردارند[Yaghini andAkhavan kazemzadeh, 2011] [Safavi et al.,2014] مانند الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات.طبق مطالعات اخیر هرچند الگورتیم بهینه سازی ازدحام ذرات در مقایسه با سایر روش‌های موجود رفتار مطلوب‌تری را از خود نشان داده ولی باز هم همانند سایر الگوریتم‌های جستجوی تصادفی دو محدودیت اساسی دارد. اولین محدودیت، همگرایی زودرس[۱۴] است،که در صورت عدم تنظیم مناسب پارامترها، الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به سوی بهینه محلی متمایل شده و دچار همگرایی زودرس می‌شود که علت آن ثابت ماندن ذره‌ای است که شامل بهینه محلی‌می‌باشد. در نتیجه سایر ذرات به سرعت به این ذره همگرا می شوند و دلیل دیگر، وجود نرخ بالای اطلاعات بین ذرات است که باعث ایجاد ذرات مشابه می‌شود و درنتیجه تنوع را کاهش می‌دهد و باعث افزایش احتمال قرار گیری ذرات در بهینه محلی خواهد شد[Alatas et al.,2009][Imran et al.,2013] و محدودیت دیگر عدم بهبود پاسخ به هنگام افزایش تعداد دفعات تکرار(عدم بهبود سرعت همگرایی) است. از این‌رو در این مطالعه جهت جلوگیری از مشکلات مطرح شده، تغییراتی در الگوریتم بهینه سازی ذرات پایه و استاندار برای دستیابی به چیدمان بهینه ایجاد گردیده و سعی کرده تا با افزایش تنوع و گوناگونی راه حل‌ها، به حل بهینه و کاهش زمان محاسباتی مسئله مذکور در مقیاس بزرگ با بیشینه بسته‌ی کاربردی دست یافته. به بیانی دیگر الگورتیم پیشنهادی این مقاله، علی‌رغم تغییراتی در پیکره‌ی الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، هم چنان دارای ماهیت پایدارالگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، توأم باحفظ سادگی قوانین می‌باشدکه مزایایی از قبیل عدم حساسیت به مسائل با پیچیدگی بالا، تطابق بیشتر برای حل مسائل ترکیبی، بهبود کیفیت نتایج و افزایش سرعت همگرایی را برای مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی به ارمغان می‌آورد.

۲-۳-مروری بر سیستم‌های فازی

منطق فازی[۱۵]، تکنولوژی نوینی است که در مقابل تکنیک‌های مرسوم برای طراحی و مدل‌سازی سیستمی که نیازمند ریاضیات و احتمالات پیشرفته و نسبتا پیچیده می‌باشد، به کار می‌رود و از مقادیر و قوانین مبتنی بر متغیرهای زبانی و یا به عبارتی از

---

۱۳ . Local Optimal

۱۴ . Premature Convergence

۱۵ . Fuzzy Logic

دانش فرد خبره با هدف ساده، دقیق و کارآمد کردن طراحی سیستم استفاده کرده. سیستم‌های کنترل مبتنی بر منطق فازی به دلیل داشتن شفافیت بالا برای تصمیم‌گیری و همچنین ارائه نتایج و مفاهیم قابل فهم، توسط افراد در سطوح مختلف به کار گرفته می‌شوند. منطق فازی یک تعمیم از منطق بولی می‌باشد و در منطق کلاسیک همه آیتم‌ها در عبارت باینری بیان شده (۰ یا ۱ ، سفید یا سیاه، بله یا خیر) و منطق فازی، گزاره‌های صحیح بولی را با درجه درستی بیان می‌کند. تابع عضویت یک مجموعه فازی، مشابه تابع، نماینده مجموعه‌های کلاسیک است و در حالت خاص یک منحنی می‌باشد که نشان دهنده چگونگی نگاشت شدن هر یک از نقاط فضا به درجه عضویت می‌باشد، که این درجه عضویت عددی بین ۰ و ۱ خواهد بود. شکل بسیار رایج‌تر برای توابع عضویت، توابع مثلثی می‌باشد [Krishnamoorthy and Rajeev, 1996] [Liebowitz, 1997] . مرحله پردازش که به آن موتور استنباط نیز گفته می‌شود براساس مجموعه‌ای از قوانین فازی بصورت عبارات" اگر آنگاه[۱۶] " عمل می‌کند. هر سیستم فازی تعدادی قانون دارد که در پایگاه دانش آن ذخیره می‌گردد. به عنوان مثال: اگر تکرار پایین باشد اولویت جابجایی خیلی بالا است که عبارات "اولویت" و "تکرار"، متغیرهای زبانی می‌باشند و "پایین" و "خیلی بالا"، عبارات زبانی می‌باشند. هر عبارت زبانی مطابق یک تابع عضویت می‌باشد و دو رویه عمده برای استنباط وجود دارد. نوع اول مدل استنباط فازی ممدانی می‌باشد که توسط آقای ابراهیم ممدانی در ۱۹۷۵ میلادی ارائه شد و نوع دوم استنباط فازی، روش تاکاگی سوگنو می‌باشد که در سال ۱۹۸۵ میلادی ارائه شده است. این دو روش در بسیاری از جنبه‌ها یکسان می‌باشند، مانند فازی سازی ورودی‌ها و عملگرهای فازی، اما تفاوت اصلی بین روش سوگنو و ممدانی این است که خروجی روش سوگنو عضو توابعی است که می تواند خطی و یا ثابت باشد، ولی در استنباط ممدانی انتظار داشته که خروجی، توابع عضویت، مجموعه های فازی باشند[Sugeno, 1985]. در این مقاله در طراحی سیستم مورد نظر، بر حسب نتایج مورد انتظار از روش آقای ممدانی استفاده گردیده است.

۲-۴- آشوب

در نیمه دوم قرن بیستم، در حوزه علوم پایه، تئوری جدید و قابل توجه‌ای به نام "آشوب"[۱۷] پا به عرصه ظهور گذاشت. از لحاظ تاریخی پس از آن که قوانین نیوتن در مورد حرکت ارائه شد، افراد زیادی با تکیه بر قطعیت ذاتی این قوانین، آن‌ها را ماشین حساب خدا نامیدند و برای پیشگویی آینده بر حسب مقادیر فعلی کافی دانستند و به طور کلی تصور بر این بود که اگر وضعیت فعلی را با دقت بالایی دانسته، می‌توان آینده را هم با همین دقت پیشگویی کرده. این باور هم چنان پا بر جا بود تا این که در اواخر قرن نوزدهم، «هانری پوانکاره» در بررسی و تلاش برای حل مسئله سه جسمی متوجه شد در بعضی موارد اگر دقت در شرایط اولیه بالا باشد، لزوما در نتایج نهایی عدم قطعیت ناچیز نبوده و با کاهش عدم قطعیت در شرایط اولیه لزوما عدم قطعیت کاهش نمی‌یابد. این مسئله نمودی از رفتار آشوبی بود که در آن زمان شناخته شده نبود و تقریبا اولین تحقیقات عددی که به معرفی فراگیر آشوب انجامید، توسط «ادوارد لورنتس» ارائه شد. از این رو واژه آشوب در لغت به معنای در هم ریختگی، آشفتگی و بی‌نظمی است و آشوب یک رفتار طولانی مدت غیرپریودیک در یک سیستم دترمینیستیک است که وابستگی حساس به شرایط اولیه را نشان می‌دهد. منظور از رفتار طولانی مدت غیرپریودیک در سیستم‌های دینامیکی آن است که مسیرهایی وجود دارند که وقتی زمان به بی‌نهایت میل می‌کند، مسیر این سیستم‌ها به نقاط ثابت، مدارهای پریودیک و یا مدارهای شبه پریودیک منتهی نمی‌شوند. دترمینیستیک گویای آن است که سیستم دارای پارامترها یا ورودی‌های تصادفی[۱۸] نیست ولی رفتار بی‌نظم این سیستم‌ها از غیرخطی بودن ناشی می‌شود. این اصطلاح در مقابل اتفاقی[۱۹] به کار می‌رود که منظور از آن نامنظم، کاتوره‌ای، نامعین و غیرقابل پیش بینی بودن رفتار سیستم

[۱۶] . IF-THEN

[۱۷] . Chaoso

[۱۸] . Random

[۱۹] . Stochastic

است و منظور از حساس بودن به شرایط اولیه در سیستم‌های دینامیکی این است که مسیرهای مجاور با سرعت و به طور نمایی از هم جدا می‌شوند. در واقع این خصوصیت، تفاوت اصلی سیستم‌های دینامیکی آشوبناک با سیستم‌های دینامیکی غیر آشوبناک است. در سیستم‌های دینامیکی غیرآشوبناک، اختلاف کوچک اولیه در دو مسیر به عنوان خطای اندازه‌گیری بوده و به طور خطی با زمان افزایش پیدا می‌کند در حالی که در سیستم‌های دینامیکی آشوبناک، اختلاف بین دو مسیر با فاصله بسیار اندک، به طور نمایی افزایش می‌یابد. محیط عمل پدیده آشوب، سیستم‌های دینامیکی است که یک سیستم دینامیکی شامل یک فضای فاز مجرد یا حالت فازی است که مختصاتش، حالت دینامیکی سیستم را با بکارگیری قوانین دینامیکی مشخص می‌کند. یک سیستم دینامیکی می‌تواند منظم یا آشوبناک باشد. البته سیستم منظم، خود ممکن است تناوبی یا شبه تناوبی باشد. سیستم تناوبی تنها شامل یک فرکانس و هماهنگ‌های آن است و سیستم شبه تناوبی شامل چند فرکانس و هماهنگ‌های آن می‌باشد. در سیستم آشوبی هیچ تناوب غالبی وجود ندارد یعنی این سیستم دارای دوره تناوب بی‌نهایت است [SHabanpour et al.,2014] [Duit et al.,1997]

۳- روش پیشنهادی تحقیق

۳-۱- بنای تکنیک نوین

الگوریتم‌تصادفی الگوریتمی است که در آن ماشین به تولید اعداد تصادفی دسترسی دارد و از آن در الگوریتم خود استفاده می‌کند. درالگوریتم تصادفی، رفتار نه تنها به اندازه‌ی ورودی بلکه با مقادیر تولید شده توسط یک مولد تصادفی تعیین می‌شود.بنابراین در این نوع الگوریتم فرض کرده، ماشینی که در آن الگوریتم را پیاده‌سازی کرده باید قابلیت تولید اعداد تصادفی را داشته مانند الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، که از جمله الگورتیم‌های جستجوی تصادفی و حوزه هوش جمعی است که از رفتار طبیعی و اجتماعی حیوانات، الهام گرفته و به یک سری اعداد تصادفی نیاز داشته که با استفاده از توابع تصادفی ایجاد می‌گردد. برای این منظور در الگوریتم پیشنهادی، اعداد کیاتیکی بجای اعداد تصادفی در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، برای بهبود سرعت همگرایی جایگزین نموده. کیاس یک رفتار قطعی شبه تصادفی کراندار که تکرار در آن وجود ندارد و همگرا نیز نمی‌شود. در این الگورتیم‌ها با استفاده از جایگزین کردن اعداد تصادفی با یکسری توابع کیاتیکی که با یک شرایط اولیه تصادفی شروع به کار کرده نیز صورت می‌گیرد. همانطور که مطرح گردید یکی از کاربردهای‌های توابع کیاتیکی کاربرد در ایجاد اعداد تصادفی با قابلیت یکنواختی می‌باشد و در الگوریتم‌های تصادفی که از رفتار طبیعی الهام گرفته شده‌اند، به یک سری اعداد تصادفی نیاز داشته که با استفاده از توابع تصادفی ایجاد می‌گردند [SHabanpour et al.,2014][Duit et al.,1997][Kanso and Smaoui , 2009] .که در باب آنان هم بایستی مطرح نمود که:تولیدکننده اعداد تصادفی[۲۰]وسیله‌ای فیزیکی و یا روشی محاسباتی است که برای تولید دنباله‌ای از اعداد که الگوی خاصی ندارند و بطور تصادفی ظاهر شده‌اند نیز به کار می‌رود. تولید اعداد تصادفی یکسان(یکنواخت) برای شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده و پر کاربرد می‌باشد. سیستم‌های کامپیوتری بطور وسیعی برای تولید اعداد تصادفی مورد استفاده قرار می گیرند در حالی‌که تولید کننده‌های مناسبی نیستند هرچند الگوهای آن‌ها به راحتی قابل تشخیص نیست. از روش‌های فیزیکی می‌توان به اختلالات حرارتی در دیودهای زنر [۲۱] و از روش‌های محاسبه‌ای به توابع کتابخانه‌ای در زبان‌های برنامه نویسی اشاره نمود. از جمله کاربردهای اعداد تصادفی می‌توان به: شبیه‌سازی، نمونه‌برداری، آنالیز عددی، برنامه نویسی کامپیوتری، اجرای الگوریتم های تصادفی و بهینه‌سازی‌های اکتشافی اشاره نمود. از سویی دیگر تولیدکننده‌های اعداد شبه تصادفی هم الگوریتم هایی با قابلیت تولید اعداد تصادفی هستند، هرچند که اعداد تولید شده توسط آن‌ها به طور تناوبی تکرار شده و یا آن‌که

[۲۰] . Random Number Generation- RNG

[۲۱] . Zener Diodes

حافظه زیادی را اشغال می‌کنند. یکی از متداولترین تولیدکننده‌های‌اعداد تصادفی ،LCG[۲۲] است که رابطه بازگشتی آن عبارت است از:

$$R_{n+1} = (aR_n + b) mod m \quad (8$$

بیشترین تعداد عددی که این رابطه می‌تواند تولید کند m عدد شبه تصادفی است [Knuth, 1997]
در جدول (۱) لیست توابع کیاتیکی به همرا ه فرمول آنان،که برای تولید اعداد کیاتیکی اند، عبارت است از: [Alligood et al., 1996]

جدول۱: لیست توابع کیاتیکی

Logistic map	$X_{n+1} = aX_n(1 - X_n)$
Tent map	$X_{n+1} = \begin{cases} X_n/0.7 \dots \forall X_n < 0.7 \\ 10/3X_n(1 - X_n) \dots o.w \end{cases}$
Sinusoidal iterator	$X_{n+1} = aX_n^2 sin(\pi X_n)$

در واقع برای حل محدودیت‌های الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات پایه و استاندارد و افزایش بهبود همگرایی از تئوری آشوب کمک گرفته و آشوب توسط توابع نگاشت متفاوتی ایجاد می‌شود که از پرکاربردترین آن‌ها نگاشت خیمه‌ای[۲۳] است یعنی در روش پیشنهادی اعداد کیاتیکی تولید شده توسط تابع کیاتیکی نگاشت خیمه‌ای را، جایگزین اعداد تصادفی کرده و از این نگاشت، برای تولید متغییرهای کیاتیک استفاده شده و برای این منظور پارامترهای تصادفی r_1, r_2 به همراه پارامتر w را بصورت کیاتیکی در نظر گرفته. پس با توجه به آنچه که تاکنون مطرح گردید، فرضیه‌های تحقیق تشریح گردیده‌اند که عبارتند از:

۳-۲- فرضیه‌های تحقیق

آیا می‌توان به گونه‌ای بسته‌ها را در فضای دو بعد تحت چیدمان قرار داد که شرایط مطرح شده به عنوان فرضیات برای دستیابی به چیدمان بهینه برقرار باشندکه عبارتند از:

I. فضای‌کاربردی مسئله، دو بعدی باشد
II. ماهیت، نوع و جنس مسئله از نوع بهینه‌سازی ترکیبی و گسسته باشد
III. زمان دست‌یابی به چیدمان بهینه، کمینه خطی باشد
IV. تعداد بسته‌های کاربردی، بیشینه باشد

۳-۳- ابزار تحقیق

در این گام مراحل الگورتیم پیشنهادیNPSO تشریح می‌گردد به گونه‌ای که روش پیشنهادی توسط نرم افزار برنامه نویسی MATLAB 2013 شبیه‌سازی شده و اجرای پژوهش، توسط کامپیوتری با پردازنده پنتیوم ۴ و رم ۳GB انجام گردیده است. در ادامه فازهای الگورتیم پیشنهادی در قالب بخش های ۳-۴ و ۳-۵ مطرح می‌گردند که عبارتند از:

۳-۴- فاز اول الگورتیم پیشنهادی

با توجه به مطالب مطرح شده در بخش‌های قبل، می‌توان گفت که از جمله محدودیت‌های بارز الگورتیم متاهیوریستیکی بهینه‌سازی ازدحام ذرات، همگرایی زودرس و دیگری پایین بودن سرعت همگرایی آن است. پس در همین راستا برای حل

[۲۲] . Linear Congruential Generator
[۲۳] . Tent map

محدودیت‌ها و جهت توانگر کردن الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، رفتار کیاتیک به الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات افزوده شده و از نگاشت خیمه‌ای کیاتیک[۲۴] برای ایجاد فاز اول استفاده شده که دلیل گزینش آن چرخه‌ی مطرح شده می‌باشد، که عبارت است از:

چگالی یکنواخت تکرارها برای نگاشت خیمه‌ای =۱ ← بهبود قابلیت جستجو ← افزایش سرعت تکرار نسبت به سایر نگاشت ها رابطه چگالی یکنواخت تکرارها که توزیعی در فاصله [۱،۰] دارد که عبارت است از:

$$\rho(x) = \frac{1}{2\pi\sqrt{x(1-x)}} \qquad (9$$

در ادامه، فاز اول الگورتیم پیشنهادی در قالب جدول (۲) مطرح می‌گردد که عبارت است از:

جدول۲- فاز اول الگوریتم پیشنهادی NPSO

۱) مقدار دهی اولیه جمعیت (k=0) و تولید متغییرهای کیاتیک با بکارگیری نگاشت خیمه‌ای (نگاشت مبتنی بر رابطه۱۱)

۲) نگاشت متغیر کیاس $z^{(i)}j$ $(i = ۱,\ldots,m)$ به محدوده جستجوی متغیر تصمیم x_j $(j= ۱,\ldots,D)$ (طبق رابطه ۱۲)

۳) ارزیابی مقدار شایستگی f_i و در صورت نیاز gbestوpbest را به روز رسانی کرده

۴) به روز رسانی موقعیت و سرعت ذرات براساس معادلات سرعت (رابطه۶) و موقعیت(رابطه ۷)

۵) مرتب کردن جمعیت ذرات، براساس شایستگی و به صورت صعودی و اگر مقدار بهینه سراسری f (gbest) در چند تکرار یکسان و $k<(2/3)k_{max}$ بود، آنگاه به مرحله ۶ و در غیر اینصورت به مرحله ۸ رفته.

۶) به روز رسانی بهترین ذره با بکارگیری فاکتور کیاتیک و جستجوی کیاتیک و افزودن فاکتور کیاتیک به نیمی (۵۰٪) ازذرات نامرغوب جمعیت با استفاده از رابطه ۱۳ و سپس نگاشت آنان به متغیرهای تصمیم توسط رابطه ۱۲ ومحاسبه تعدادتکرارهای کیاس تا دستیابی به شرایط توقف جستجوی کیاس.

۷) مرتب کردن جمعیت مبتنی برشایستگی آن‌ها و محاسبه میزان شایستگی متوسط و اگر به شرایط توقف(رابطه ۱۴)رسیده یعنی پایان الگورتیم و درغیر اینصورت به مرحله ۸رفته.

۸) K=k+1 و بازگشت به مرحله ۳

رابطه (۱۰) که رابطه کلی نگاشت خیمه‌ای است، عبارت است از :

$$Z_{n+1} = \mu(1 - 2|z_n - 0.5|), \quad 0 \le Z_0 \le 1 \qquad (10$$

$$Z_j^{(i+1)} = 1 - 2|Z_j^{(i)} - 0.5|, \quad j = 1,2,\ldots,D \qquad (11$$

در باب روابط (۱۰) و (۱۱) بایستی مطرح نمود که:

μ پارامتر شاخه شدن است و هنگامی‌که μ= ۱ است رفتار نگاشت خیمه‌ای کاملا کیاتیک است و رابطه (۱۰) به (۱۱) تبدیل می‌شود که در آن، Zj نشان‌دهنده j امین متغیر کیاس است و i نشان‌دهنده تعداد تکرار کیاس است.

$$x_{ij} = x_{min,j} + z_j^{(i)}(x_{max,j} - x_{min,j}), X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{iD}), i = 1,2,\ldots,m \qquad (12$$

پارامترهای رابطه(۱۲) عبارت است از:

X_{ij}: متغییر تصمیم (قرار گیری در حالت کمینه و بیشینه)

[۲۴] . Tent-map chaotic

$z^{(i)}j$:متغیر کیاس

$$Z'_k = (1-\beta)\Psi^* + \beta Z_k \quad (13$$

در باب رابطه(۱۳) بایستی مطرح کرد:

که Ψ^* بردار کیاس بهینه است به طوریکه اگـر $X^* = (x_1^*, \dots, x_D^*)$ باشـد، آنگـاه $\Psi^* = (X^* - X_{min})/(X_{max} - X_{min})$ خواهد بود. $Z = (z_1, \dots, x_D)$ بردار کیاسی است که توسط نگاشت خیمـه ای ایجـاد شـده اسـت. $Z' = (z'_1, \dots, x'_D)$ بـردار کیاس متناظر با $X = (x_1, \dots, x_D)$ است به طوریکه جزء کیاتیک به آن افزوده شده است و $0 < \beta < 1$

$$\left|f_{avg}(X) - f(gbest)\right| \le \varepsilon$$

$$\text{where} f_{avg}(X) = {}^{1}/_{m}\sum_{i=1}^{m} f(X_i) \quad (14$$

در باب پارامترهای رابطه (۱۴) بایستی مطرح کرد:

f (gbest) :مقدار بهینه سراسری

$f_{avg}(X)$:میزان شایستگی متوسط

f (X_i): میزان شایستگی ذره i

الگورتیم پیشنهادی فاز اول را IPSO[۲۵] نامیده که در آن هدف بـر تـوانگر کـردن الگـوریتم PSO از طریـق کیـاتیکی نمـودن پارامترهای r_1, r_2 و همچنین W برای بهبود سرعت همگرایی و عملکرد الگورتیم مذکور بـوده یعنـی قابلیـت‌هـای جـایگزینی رفتار کیاتیک با رفتار تصادفی نشان داده شده و فاز اول را براساس رفتار کیاتیکی برای الگوریتم پیشنهادی به پایان بـرده و در فاز دوم با ادامه روند بهینگی، رویه‌ی کاری الگورتیم بهینه سازی ازدحام ذرات، را بهبود داده و الگـورتیم حاصـل از دو فـاز را NPSO نامیده و بر روی مسئله‌ی بهینه‌سازی ترکیبی مطرح شده، پیاده‌سازی نموده به گونه‌ای که نتایج تجربی در بخش آتـی مقاله تشریح می‌گردند.

۳-۵- فاز دوم الگورتیم پیشنهادی

در این فاز الگوریتم پیشنهادی، گامی برای بهبود پارامترهای C1&C2 که همان ضریب یادگیری یا شتاب‌اند، برداشته یعنـی به نوعی مانع از افتادن در دام بهینگی محلی شده و برای حل این محدودیت می‌توان از تـوابعی بـرای پـارامترهـای C1&C2 استفاده کرد. در واقع تابع C را به عنوان ضریب شتاب، یک تابع غیر خطی فازی در نظر گرفته، که در شکل ۲ نشان داده شده. در این تابع نیز d_1 و d_2 اختلاف بین موقعیت فعلی ذره را به ترتیب با بهترین تجربه شخصی و بهترین تجربه گروهی(سراسری) نشان داده و IPSO مقدار شایستگی بهینه، ذرات حاصل از فاز اول می‌باشد و C نیز در بازه [۱۲] تعریف شـده اسـت و از آن جایی که C ضریب شتاب برای افزایش جستجوی محلی حول بهترین تجربه گروهی و محلی می‌باشد، بنابراین کاهش C باعـث افزایش جستجوی سراسری و افزایش آن باعث افزایش جستجوی محلی می‌باشد. در نتیجه در ایـن تـابع، نمـودار C نمـوداری افزایشی خواهد بود تا رفته رفته از میزان جستجوی سراسری کم شده و جستجوی محلی افزایش پیدا کند. جدول (۳) تعدادی از قوانین کاربردی در این تابع را نشان می‌دهد ضمن اینکه قوانین متعددی را می‌توان برای این تابع در نظر گرفت، ولی تجربـه نشان داده که زیاد بودن قوانین تأثیر زیادی بر روی نتیجه بدست آمده ندارد، بلکه نقطه عطف، کیفیت قوانین انتخابی‌می‌باشـد که نزدیک‌ترین جواب را تولید بنماید.

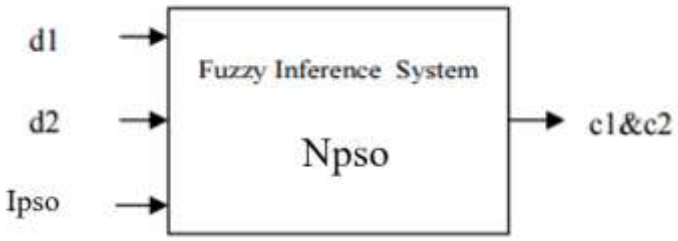
[۲۵] . Improved Particle Swarm Optimization

جدول ۳- تعدادی از قوانین فازی الگوریتم پیشنهادی NPSO

Rules	Input			Output
	d1	d2	Ipso	c1 & c2
1	High	High	High	Low
2	Low	Low	Low	High
3	Low	Low	High	Low
4	Low	Low	Medium	Medium

$$d1 = |p_best - x| \quad (15$$
$$d2 = |g_best - x| \quad (16$$

در روابط(۱۵) و (۱۶) دو پارامتر d_1 و d_2 معرف میزان نزدیکی ذره به بهترین تجربه محلی و سراسری هستند که می‌توانند میزان نزدیکی به بهینه محلی و سراسری را بازگو نماید و IPSO نیزهمان فاز اول الگورتیم پیشنهادی است. برای معرفی این سه پارامتر به سیستم، از برچسب زبانی کم، متوسط و زیاد استفاده شده که محدوده d_1 و d_2 بر حسب اندازه فضای جستجو مشخص می‌شود. بنابراین این سه پارامتر مبنای تصمیم‌گیری سیستم فازی است تا مقدار نهایی ضرایب C1&C2 تعیین گردد اما نکته مهم، انتخاب قوانین فازی می‌باشد که تأثیر مستقیم بر روی نتایج بدست آمده، دارد و قوانین جدول (۳) که تنها حاکی از تعدادی از قوانین است، بیان می‌دارند که: با کاهش C و در نتیجه افزایش جستجوی سراسری، مانع از افتادن در بهنیگی محلی شده، یا اگر مقادیر پارامترها متوسط بوده، مقدار C نیز متوسط انتخاب می‌گردد یا ممکن است به دلیل شرایط نامناسب d_1 و d_2 نیازی به بررسی میزان شایستگی ذره نبوده و C کاهش پیدا کرده تا جستجوی سراسری افزایش پیدا کرده و ذره از حالت کنونی خارج شود. سیستم استنباط فازی شکل ۲، به روش ممدانی پیاده‌سازی گردیده که این سیستم سه ورودی و یک خروجی دارد که در ادامه شکل آن آورده شده است.



شکل ۲ - تابع فازی مربوط به NPSO

۴- یافته‌ها، نتایج تجربی و بحث روی آنان

۴-۱- ارائه و اجرای الگورتیم پیشنهادی NPSO

در این مرحله، الگورتیم حاصل از دو مرحله پیشین را NPSO نامیده که درآن توانسته پارامترهای کارایی را با هدف بهبود محدودیت‌های الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات پایه و استاندارد برای دستیابی به چیدمان بهینه و برتری بر الگورتیم قیاسی (PSO &GA) [Kang et al., 2012] برروی مسئله بهینه‌سازی ترکیبی یعنی چیدمان بسته‌های دو بعدی پیاده‌سازی نموده که کلیه نتایج پیاده‌سازی الگورتیم‌های قیاسی مبتنی بر مسئله چیدمان بسته های دو بعدی، در بخش آتی مقاله ارائه گردیده. در همین راستا روند پیاده‌سازی الگورتیم پیشنهادی مبتنی بر مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی با ساختاری بهبود یافته حاصل از فاز اول و دوم، در قالب جدول (۴) مطرح می‌گردد.

جدول۴- روند کلی بهینه‌سازی 2DBPP و مبتنی بر الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات نوین

ورودی: جمعیت اولیه(بسته‌های تحت چیدمان)
خروجی: چیدمان بهینه دوگانه

I. ایجاد و مقداردهی جمعیت اولیه
II. ارزیابی جمعیت و محاسبه میزان برازندگی (بسته‌های تحت چیدمان) برای دست‌یابی به شرط بهینگی (چیدمان بهینه)
III. تعیین بهینه محلی (ذره که تعداد بیشتری بسته در فضای دو بعد تا زمان حال قرار دهد)
IV. تعیین بهینه سراسری(بهترین ذره در بین کل ذرات)
V. تعیین و به روزرسانی سرعت و مختصات ذرات (بسته‌های دو بعدی) با توجه به روابط (۶) و (۷)
VI. حرکت و ارزیابی ذرات تشکیل دهنده جمعیت به روز شده (بسته‌های دو بعدی)
VII. بررسی معیار توقف و بهینگی برای دست‌یابی به چیدمان بهینه، که در صورت برآورده نشدن به مرحله دوم برمی‌گردد
VIII. دست‌یابی به چیدمان بهینه دوگانه
IX. پایان الگورتیم

۴-۲- جامعه‌ی آماری و نحوه ارائه‌ی داده‌ها

در پیاده‌سازی الگورتیم پیشنهادی و الگورتیم رقیب را بر روی مجموعه داده‌ی استاندارد، متناهی[۴]، با اندازه بیست، پنجاه و صد داده و با اندازه جمعیت بیست، پنجاه و صد اجرا نموده. در واقع چیدمان بسته‌های دو بعدی و مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی برای دست‌یابی به حالت بهینه به گونه‌ای پیاده‌سازی گردیده که در آن داده‌های ورودی به صورت تصادفی و با متد توزیع یکنواخت[۲۶]ایجاد شدند. یعنی کدهای پیاده‌سازی‌شده به صورت تصادفی، داده‌ها را ایجاد می‌کنند. ضمن این که زبان برنامه نویسی MATLAB هم از توزیع یکنواخت برای تولید این اعدادتصادفی[۲۷]استفاده می‌کند و داده‌های ورودی برای هر بسته، شامل دو بخش‌اند که عبارتند از:

i. اندازه بسته[۲۸]
ii. مساحت بسته[۲۹] که از حاصل ضرب دو پارامتر طول و عرض بدست می‌آید

در ادامه ذکر این نکته هم ضروری می‌باشد که برای تست بهینگی الگوریتم‌های قیاسی از دو تابع هدف بنام Rana و Schwefel استفاده گردیده که شرط پایان آن، حداکثر تعداد تکرار(۳۰۰تکرار) در نظر گرفته شده، به گونه‌ای که برای ارزیابی کارایی الگورتیم‌های قیاسی با اندازه جمعیت ۲۰،۱۰۰ و ۲۰۰، پارامترهایی از قبیل بهترین جواب[۳۰]، مقدار میانگین[۳۱]و انحراف معیار[۳۲] در نظر گرفته شده است.

۴-۳- اجرای پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

---

[۲۶] . Uniformly Distribution
[۲۷] . Random Number
[۳]- منظور طول و عرض است
[۴]- بسته‌ها مستطیل شکل هستند
[۳۰] . Best
[۳۱] . Average
[۳۲] . Standard Deviation

نتایج پیاده‌سازی چیدمان بسته‌های دو بعدی و مبتنی بر الگورتیم‌رقیب (PSO&GA) و پیشنهادی (NPSO) در محیط نرم افزار MATLAB با اندازه جمعیت و مجموعه داده معین، در قالب جدول (۵) تا (۱۳) ، عبارت‌اند از:

جدول ۵- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set1
PSO&GA [reference 7]	۲۰	۲۷	۴۹,۳۴	۲۰
NPSO	۲۰	۳۹	۴۱,۹۳	۲۰

جدول ۶- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set1
PSO&GA [reference 7]	۵۰	۶۱	۹۶,۶۶	۲۰
NPSO	۵۰	۷۹	۸۴,۶۱	۲۰

جدول ۷- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set1
PSO&GA [reference 7]	۱۰۰	۹۶	۱۳۴,۴۳	۲۰
NPSO	۱۰۰	۱۱۴	۱۲۲,۰۰	۲۰

همان‌گونه که از جداول (۵)، (۶) و (۷) نتیجه می‌گردد، با کاهش زمان دست‌یابی به چیدمان بهینه، تعداد بسته‌های تحت چیدمان در فضای دو بعد افزایش می‌یابندکه الگورتیم پیشنهادی NPSO به هدف نهایی(چیدمان بهینه دو گانه در فضای دو بعدی) دست یافته و در ادامه اندازه مجموعه داده متناهی، استاندارد و اندازه جمعیت بنا به دلایلی از قبیل: افزایش عمل جستجو، بهبود فرآیند قیاس، هم‌گرایی بیشتر و بهبود نتایج، هم افزایش داده شد.

جدول ۸- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set2
PSO&GA [reference 7]	۲۰	۱۳۹	۱۸۱,۱۹	۵۰
NPSO	۲۰	۱۵۷	۱۶۰,۱۳	۵۰

جدول ۹- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set2
PSO&GA [reference 7]	۵۰	۱۷۳	۲۲۱,۴۳	۵۰
NPSO	۵۰	۱۹۱	۱۹۹,۲۹	۵۰

جدول ۱۰- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set2
PSO&GA [reference 7]	۱۰۰	۲۰۷	۲۵۴,۱۴	۵۰
NPSO	۱۰۰	۲۲۴	۲۳۱,۰۱	۵۰

همان‌گونه که از جداول (۸)،(۹) و (۱۰) نتیجه می‌گردد، با کاهش زمان دست‌یابی به چیدمان بهینه، تعداد بسته‌های تحت چیدمان در فضای دو بعد افزایش می‌یابندکه الگورتیم پیشنهادی NPSO به هدف نهایی(چیدمان بهینه دو گانه در فضای دو بعدی) دست یافته و از سویی دیگر هم، اندازه مجموعه داده متناهی، استاندارد و اندازه جمعیت، بنا به دلایل مطرح شده، افزایش داده شد.

جدول ۱۱- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set3
PSO&GA [reference 7]	۲۰	۲۹۱	۳۳۸,۱۳	۱۰۰
NPSO	۲۰	۳۰۸	۳۲۲,۸۳	۱۰۰

جدول ۱۲- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set3
PSO&GA [reference 7]	۵۰	۳۳۴	۳۷۵,۴۳	۱۰۰
NPSO	۵۰	۳۵۰	۳۶۲,۹۹	۱۰۰

جدول ۱۳- نتایج پیاده سازی 2DBPP مبتنی بر الگورتیم‌های قیاسی

Algorithms	Size Of Population	Number Of Items	Execution Time(sec)	Size of Data Set3
PSO&GA [reference 7]	۱۰۰	۳۷۳	۴۰۱,۴۳	۱۰۰
NPSO	۱۰۰	۳۸۵	۳۹۱,۰۰	۱۰۰

همان‌گونه که از جداول (۱۱)،(۱۲) و (۱۳) برمی‌آید، با کاهش زمان دست‌یابی به چیدمان بهینه، تعداد بسته‌های تحت چیدمان در فضای دو بعد افزایش می‌یابندکه الگورتیم پیشنهادیNPSO در تمامی حالات و با مجموعه داده متفاوت، متناهی و اندازه جمعیت متعدد، توانسته به چیدمان بهینه در قیاس با الگورتیم رقیب، دست یابد.

۵-ارزیابی و تحلیل کارایی الگورتیم‌ها

توابع هدف که براساس توابع ریاضی تعریف شده‌اند، می‌توانند به عنوان معیاری برای اندازه‌گیری و آزمایش عملکرد روش‌های بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گیرند. نوع، پیچیدگی و سایر خصوصیات این توابع به راحتی از طریق تعریف آن‌ها قابل دست یابی می‌باشند[Safavi et al.,2014]. الگورتیم پیشنهادی (NPSO) و الگوریتم رقیب(PSO & GA) با استفاده از نرم افزار(MATLAB 2013) شبیه سازی شده‌اند و با استفاده از توابع هدف در شرایطی یکسان، و مبتنی بر توابع Scwefel و Rana مورد ارزیابی قرار گرفتند و آزمایش‌ها را برای نسل‌هایی با تعداد جمعیت‌های متفاوت ۲۰، ۱۰۰ و ۲۰۰ تکرار نموده و برای ارزیابی الگورتیم‌های قیاسی، پارامترهایی نظیر بهترین، میانگین و واریانس آورده شده و برای بالا بردن دقت ارزیابی الگورتیم پیشنهادی در قیاس با الگورتیم رقیب، شرط پایان (حداکثر تعداد تکرار=۳۰۰) برای تمامی آزمایش‌ها و برای حل بهینه مسئله چیدمان بسته‌ها ی دو بعدی، یکسان در نظر گرفته شده است. در ادامه فرمول‌های توابع هدف کاربردی که برای دو بعد تعریف شده اند نیزعبارت اند از[Whitley et al., 1996]

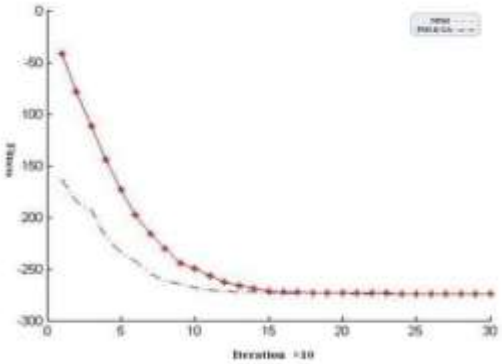
$$\text{Schwefel}(x,y) = -x\sin\left(\sqrt{|x-(y+47)|}\right) - (y+47)\sin\left(\sqrt{\left|y+47+\frac{x}{2}\right|}\right) \quad (17$$

$$\text{Rana}(x,y) = x\sin\left(\sqrt{|y+1-x|}\right)\cos\left(\sqrt{|x+y+1|}\right) + (y+1)\cos\left(\sqrt{|y+1-x|}\right)\sin\left(\sqrt{|x+y+1|}\right) \quad (18$$

نتایج ارزیابی الگورتیم های قیاسی مبتنی بر توابع هدف در قالب جداول (۱۴) تا (۱۹) مطرح شده‌اند که عبارتند از:

جدول ۱۴- نتایج پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Rana با سایز جمعیت بیست

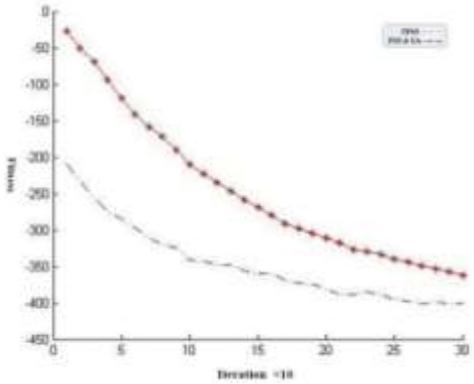
Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD(Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۲۷۸,۵۷	-۲۲۳,۷۶	۱۸,۹۰
NPSO	-۲۹۲,۶۹	-۲۴۱,۷۳	۱۸,۸۴



شکل ۳- پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Rana با سایز جمعیت بیست

جدول ۱۵- نتایج پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Rana با سایز جمعیت صد

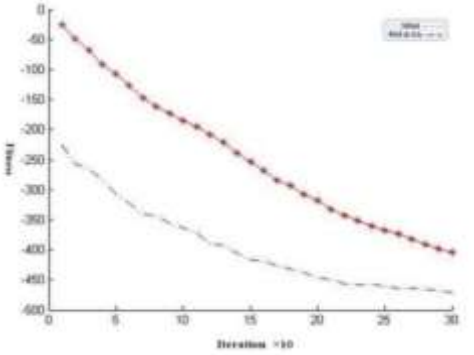
Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD(Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۴۰۱,۲۳	-۲۴۵,۴۰	۴۸,۶۶
NPSO	-۴۲۶,۳۹	-۲۹۶,۹۸	۳۵,۱۱



شکل ۴-پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Rana با سایز جمعیت صد

جدول ۱۶- نتایج پیاده‌سازی مبتنی برتابع هدف Rana با سایز جمعیت دویست

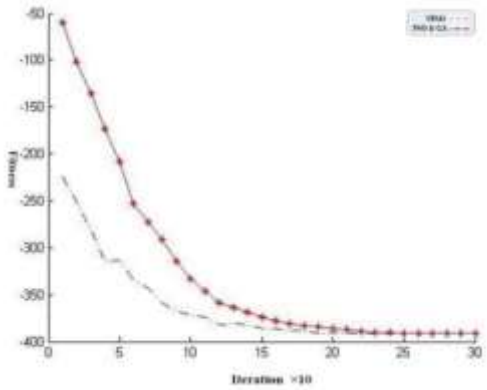
Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD(Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۴۷۰,۶۲	-۲۴۷,۵۵	۶۳,۹۰
NPSO	-۵۰۰,۴۳	-۳۰۳,۵۵	۴۷,۲۹



شکل ۵-پیاده‌سازی مبتنی برتابع هدف Rana با سایز جمعیت دویست

جدول۱۷- نتایج پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Schewefel با سایز جمعیت بیست

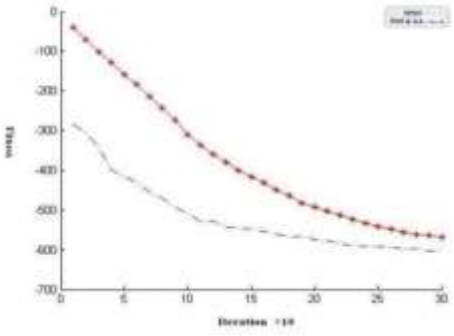
Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD (Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۳۶۴,۱۱	-۳۱۲,۱۱	۲۰,۲۲
NPSO	-۳۷۶,۶۷	-۳۳۱,۷۷	۱۸,۲۹



شکل ۶-پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Schewefel با سایز جمعیت بیست

جدول ۱۸- نتایج پیاده سازی مبتنی برتابع هدف Schewefel با سایز جمعیت صد

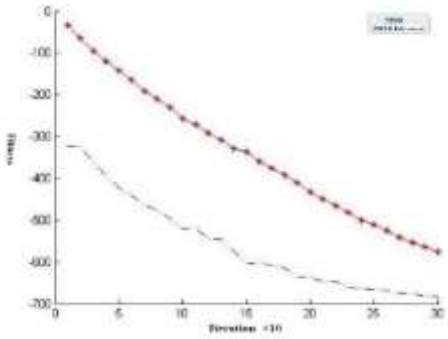
Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD(Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۶۴۹,۷۲	-۴۵۵,۵۶	۵۴,۲۳
NPSO	-۶۶۰,۹۶	-۴۵۰,۴۰	۵۲,۸۶



شکل ۷- پیاده سازی مبتنی برتابع هدف Schewefel با سایز جمعیت صد

جدول ۱۹- نتایج پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Schewefel با سایز جمعیت دویست

Algorithm	Best(Min)	Average(Mean)	STD(Standard Deviation)
PSO & GA [reference 7]	-۶۸۲,۵۶	-۳۳۹,۵۸	۹۵,۵۱
NPSO	-۷۱۲,۲۰	-۴۲۷,۹۱	۶۷,۲۱



شکل ۸- پیاده‌سازی مبتنی بر تابع هدف Schewefel با سایز جمعیت دویست

نتایج حاصل از ارزیابی الگورتیم‌های قیاسی در قالب جداول (۱۴) تا(۱۹) بیانگر بهینگی الگورتیم پیشنهادی NPSO است ودر تمامی موارد، الگورتیم پیشنهادی NPSO عملکرد بهینه‌تری در پارامترهای قیاس کارایی (بهترین، میانگین و انحراف معیار) نسبت به الگورتیم رقیب(PSO & GA) دارا است و نمودار مربوط به الگورتیم پیشنهادی NPSO پایین‌تر از الگوریتم رقیب قرار دارد و سریع‌تر به حالت بهینه همگرا می‌شود.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

مسئله چیدمان بسته‌ها(در فضای دو بعد) به عنوان یک مسئله مهم و کاربردی در علم کامپیوتر شناخته می‌شود. دستیابی‌های مختلف برای حل مسئله بهینه‌سازی ترکیبی مذکور وجود دارند و الگورتیم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از جمله الگوریتم‌های احتمالی مبتنی بر هوش جمعی است که بر اساس قوانین احتمال کار می‌کند و در سال‌های اخیر کارایی خوبی در حل مسائل مختلف نظیر مسائل بهینه‌سازی داشته است، اما دو محدودیت بارز، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات پایه و استاندارد، یعنی افتادن در دام بهینگی محلی و پایین بودن سرعت همگرایی به هنگام افزایش تعداد تکرارها، دال بر بکارگیری تکنیک‌های ترکیبی می‌باشد. زیرا یکی از بارزترین محدودیت‌ها برای دست‌یابی به چیدمان بهینه در مسئله مذکور، با توجه به ماهیت غیر چند جمله‌ای سخت مسئله، در واقع همان افزایش زمان دست‌یابی به حالت بهینه با افزایش ابعاد مسئله برای چیدمان تعداد کمی بسته‌ها می‌باشد. پس در این مطالعه الگورتیم پیشنهادی طی دو مرحله و مبتنی بر بکارگیری، منطق فازی و نگاشت آشوب (خیمه‌ای کیاتیک) بهبودیافته و نتایج حاصل از پیاده‌سازی مسئله چیدمان بسته‌های دو بعدی مبتنی بر هریک از الگورتیم‌های قیاسی با پارامترهای یکسان و در شرایط مساوی حاکی از برتری الگورتیم NPSO نسبت به الگورتیم رقیب یعنی PSO & GA (نسخه‌ی دیگری از بهینگی الگورتیم پایه و استاندارد PSO) در دست‌یابی به چیدمان بهینه (بیشینه بسته و کمینه زمان خطی) می‌باشند و نهایتا با سنجش کارایی دو الگورتیم قیاسی، مبتنی بر توابع هدف، هم مشخص گردید که الگورتیم پیشنهادی NPSO از کارایی بیشتری نسبت به الگورتیم رقیب یعنی PSO & GA برخوردار است.

از جمله پیشنهادات آتی برای اثر بخشی بنیادی‌تر و آتی، می‌توان به "بکارگیری منطق فازی برای ارائه توابع غیر خطی جدید برای ضریب اینرسی" یا "امکان موازی‌سازی ایجاد اعداد کیاتیکی در روش پیشنهادی" یا "استفاده از آتاماتای یادگیر به جای استفاده از اعداد کیاتیک" نیز اشاره نمود.

منابع:

[1] Koziel,S. ,and Bekasiewicz.A. 2016. Multi-objective optimization of expensive electromagnetic simulation models. Elsevier. Applied Soft_Computing. pp 332-342.

[2] Elhedhli,S. ,and Gzara,F. 2015. Characterizing the optimality gap and the optimal packings for the bin packing problem. Optimization Letters .Science + Business Media. pp 209-223.

[3] Alatas,B. Akin,E.,and Bedri Ozers.A .2009. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms. Elsevier. Chaos.Solitons and Fractals. pp 1715–1734.

[4] Imran,M. Hashim,R , Elaiza.N.,and Khalid.A.2013. An Overview of Particle Swarm Optimization Variants Elsevier. Procedia Engineering.pp 491–496.

[5] Karabulut, k.,and MuratInceoğlu. M. 2004. A Hybrid Genetic Algorithm for Packing in 3D with Deepest Bottom Left with Fill Method. ADVIS'04 Proceedings of the Third international conference on Advances in Information Systems.pp 441-450.

[6] Yazdanjoo ,J. 2012. Bin Packing problem with the two optimal solution algorithm: SA, Ant Colony. Third Conference of Electrical and Electronics. Islamic Azad University, Gonabad.IRAN.pp 1-8.

[7] Kang, K. Moon , I., and Wang, H. 2012.A Hybrid Genetic Algorithm with a New Packing Strategy for The Three-Dimensional BinPacking Problem. Elsevier . Applied Mathematics and Computation. pp 1287-1299.

[8] Layeb, A. ,and Rayene Boussalia, S. 2012 .A novel Quantum Inspired Cuckoo Search Algorithm for BinPacking Problem. Publisher: MECS. International Journal of Information Technology and Computer Science (IJITCS). pp 58-67.

[9] Gandomi, A.H. Yang,X.S., and Alavi, A.H. 2013 .Cuckoo Search Algorithm: A Metaheuristic Approach to Solve Structural Optimization Problems. Engineering with Computers. pp 17-35.

[10] Hong, Sh. Zang, D. CHuin Lau, H. Xiang Zeng,X.,and Si, Y. 2014 .A Hybrid Heuristic Algorithm for the 2D Variable-Sized BinPacking Problem. Elsevier.European Journal of Operational Research. pp 95-103.

[11] SHafiee ,SH. Motameni,H. ,and Ramezani,F.2015. Presentation a new approach to solve the BinPacking problem based on particle swarm optimization algorithm. the National Conference of technology. energy and data with the approach of Electrical and Computer Engineering.Kermanshah.IRAN. pp1-7.

[12] SHin, W., and Kita, E. 2012.Solving Two-Dimensional Packing Problem Using Particle Swarm Optimization. Computer Assisted Methods in Engineering and Science. pp 241-255.

[13] Kennedy, J., and Eberhart, R. C. 1995.Particle swarm optimization. Proc. IEEE int'l conf. on neural networks Vol. IV. IEEE service center. Piscataway. NJ. pp 1942-1948.

[14] Leandrodos,S.C. 2008 .A quantum particle swarm optimizer with chaotic mutation operator. Elsevier. Chaos. Solitons and Fractals . pp 1409- 1418.

[15] Cui,X., and Potok,T. 2005 .Document Clustering using Particle Swarm Optimization. IEEE. Applied Software Engineering Research . pp 185-191.

[16] Liu,H. Abraham, A., and Zhang.W. 2007 . A fuzzy adaptive turbulent particle swarm optimisation .IEEE. International Journal of Innovative Computing and Applications.pp 39-47.

[17] Safavi,SA. Pour Jafariyan,N., and Safavi,SA.2014. Optimization based on metaheuristic algorithms. Pazhoheshgaran Nashr Daneshgahi.Tehran. Press, 224p.

[18] Yaghini,M. , andAkhavan kazemzadeh,M.R. 2011.Meta-heuristic optimization algorithms.Jahad Daneshgahi Amir Kabir.Tehran. Press,448p.

[19] Sugeno.M. 1985 .Industrial Applications of Fuzzy Control. Elsevier Science Inc . New York. NY. USA.269p.

[20] Liebowitz,J. 1997 . The Handbook of Applied Expert Systems. CRC Press. Inc. Boca Raton. FL. USA . 736p.

[21] Krishnamoorthy,C.S.,and Rajeev,S. 1996 .Artificial Intelligence and Expert Systems for Engineers.CRC Press LLC.320p.

[22] SHabanpour ,M.Deldari,H. ,and Ramezani,F.2014. Solve the traveling salesman problem using parallel genetic chaotic algorithm, simulated annealing and colonial competition. First National Conference on Application of Intelligent Systems (Soft Computing) in Computer Science and Industry. Islamic Azad University.Quchan.IRAN. pp1-22.

[23] Duit,R. Komorek,M., and Wilbers.J.1997 .Studies on Educational Reconstruction of Chaos Theory. Springer. Research in Science Education.pp 339-357.

[24] Kanso. A., and Smaoui. N. 2009. Logistic chaotic maps for binary numbers generations. Chaos, Solitons & Fractals. pp 2557–2568.

[25] Knuth,D. 1997. The Art of Computer Programming (TAOCP). Third Edition.Massachusetts: Addison-Wesley. United States of America. 650p.

[26] Alligood, K. Sauer, T.,and Yorke, J. 1996. Chaos: an introduction to dynamical systems. Springer-Verlag New York. 603p.

[27] Whitley. D, Rana.S, Dzubera.J.,and Mathias .K.1996. Evaluating evolutionary algorithms. Elsevier. Artificial Intelligence. pp 245- 276.