

امدادرسانی زمان‌مند بر اساس جستجوی فراکتال

علی‌اصغر حیدری، دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی،
دانشگاه تهران، تهران، ایران

رحیم علی‌عباسپور، استادیار (مسئول مکاتبات)، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های
فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

E-mail: abaspour@ut.ac.ir

پذیرش: ۱۳۹۵/۱۲/۰۸

دریافت: ۱۳۹۵/۰۹/۰۹

چکیده

پس از وقوع بحران، آمادگی برای امدادرسانی کارآمد نقشی اساسی در کاهش هزینه‌ها و تلفات انسانی احتمالی حادثه خواهد داشت. امدادرسانی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مراحل توسعه سامانه‌های مدیریت بحران شناخته می‌شود. به منظور توسعه رویکردی کارا برای امدادرسانی زمان‌مند، در این پژوهش به حل مسئله‌ای بر اساس مسئله مسیریابی موجودی با وضعیت چند دوره‌ای و چند کالایی پرداخته شده است. جهت حل مدل، از یک الگوریتم بهبودیافته بر مبنای الگوریتم جستجوی فراکتال بهبودیافته بهره‌گیری شد. جستجوی فراکتال یک الگوریتم بهینه‌سازی قدرتمند و جمعیت‌مبنا است که بر مبنای تئوری پتانسیل و پدیده رشد فراکتال‌ها و سه قانون فیزیکی اولیه به جستجوی فضای مسئله می‌پردازد. با در نظر گرفتن مسائل نمونه، کارایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها از منظر زمان اجرا، سرعت همگرایی، نرخ موفقیت، بهترین و میانگین، انحراف از معیار و برتری آماری نتایج با استفاده از آزمون ویلکاکسون مقایسه شده است. ارزیابی نتایج الگوریتم‌ها نشان‌دهنده کارایی بالای الگوریتم پیشنهادی از منظر زمان اجرا، سرعت همگرایی و نرخ موفقیت به‌منظور مسیریابی زمان‌مند در سناریوهای امدادی است. نتایج نشان می‌دهد که با افزایش ابعاد مسئله، کارایی بالاتری در رویکرد پیشنهادی مشاهده می‌شود. چارچوب ارائه‌شده در این تحقیق می‌تواند پاسخگوی نیازهای جاری سناریوهای امدادرسانی و همچنین مسائل مربوط به مسیریابی موجودی باشد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم جستجوی فراکتال، امدادرسانی، بهینه‌سازی، فراکتال، مسیریابی

۱. مقدمه

در کشورهای در حال توسعه‌ای همچون ایران، خسارات اقتصادی ناشی از وقوع مخاطرات طبیعی و انسانی اغلب به دلیل عدم برنامه‌ریزی کارآمد جهت مدیریت شرایط پس از بحران تشدید می‌شود. از این رو، با توجه به تبدیل عامل زمان به یک عامل حیاتی در شرایط بحران، محققان در زمینه مطالعات لجستیک و زنجیره تأمین به اهمیت امدادرسانی زمانمند در صورت وقوع مخاطراتی همچون زلزله و سیل در کلان‌شهرها پی برده‌اند [Zheng, Chen, and Ling, 2015]. با توجه به آثار جانبی برآمده از عدم برنامه‌ریزی و آمادگی پس از مخاطرات و وقوع مواردی همچون هدررفت هزینه‌ها و محدودیت منابع و به تبع آن احتمال افزایش تلفات انسانی، بهینه‌سازی سامانه‌های امدادرسانی بیش‌ازپیش موردنیاز مورد تقاضا است [Zheng and Ling, 2013]. سال‌هاست که سازمان‌های مختلف نیز، به اهمیت یکپارچه‌سازی وظایف اجرا شده در یک زنجیره تأمین و مدیریت کارای مراحل آن پی برده‌اند. برای مثال، چگونگی برنامه‌ریزی ناوگان خودروها جهت تحویل گرفتن قطعات مورد تقاضا از مراکز خدمات و توزیع قطعات و تحویل آن‌ها به فروشگاه‌های مربوطه، بر هزینه‌های حمل و نقل و همچنین نگهداری موجودی محصولات تأثیر مهم و مستقیم دارد. بررسی وابستگی هزینه‌های حمل و نقل و انبارداری در هزینه‌های توزیع خدمات و محصولات، از موضوعات مورد تمرکز روش‌های برنامه‌ریزی است. از این رو، در طی سال‌های متمادی، تلاش برای مدیریت تأمین و توزیع کارآمد موجودی‌ها در زنجیره عرضه به گونه‌ای که هزینه‌های مربوط به سفارش، ذخیره و حمل و نقل موجودی‌ها به حداقل برسد، توجه محققان بسیاری در زمینه‌های مختلف را به خود معطوف نموده است. در همین زمینه، در تحلیل‌های مکانی زمانی نیز که در جهت ساماندهی و تخصیص وسایل نقلیه امدادی و با هدف بهبود کارایی و بهره‌وری به انجام می‌رسد، اغلب با مسئله مسیریابی - موجودی (IRP¹) مواجه شویم [Lin, Choy, Ho, Chung, and Lam, 2014].

زمانی پژوهشگران با مسئله IRP مواجه می‌شوند که مسئولیت مدیریت موجودی مشتریان نیز علاوه بر فروش موجودی بر عهده خرده‌فروش باشد [Hemmati, Hvattum, Christiansen, and Laporte, 2016]. در IRP لازم است تا تصمیمات مربوط به کنترل موجودی و مسیریابی به صورت همزمان اتخاذ شوند. هدف در این مسئله تعیین زمان‌بندی بهینه و حجم تحویل کالا به مشتریان با رعایت محدودیت‌های مسئله است، بگونه‌ای که مشتریان دچار کمبود نشوند [Soysal, Bloemhof, Ruwaard, Haijema, and van der Vorst, 2016]. مسئله برنامه‌ریزی ناوگان حمل و نقل که جهت دریافت محصولات از انبار مرکزی و تحویل محصولات به مراکز فروش استفاده می‌شود، حالت تعمیم یافته‌ای از مسئله مسیریابی وسایل نقلیه^۲ (VRP) و مخصوصاً VRP با محدودیت پنجره‌های زمانی است [Roldán, Basagoiti and Coelho, 2016]. در مورد این مسئله، کولهو^۳ و همکاران به تحقیقی مروری بر روی بسط‌های مختلف مسئله IRP، JRP، تصادفی و دینامیک پرداختند [Coelho, Cordeau, and Laporte, 2013]. در IRP سنتی، متغیرهای تصمیم‌گیری شامل زمان رسیدن به هر مصرف‌کننده و کمیت مورد انتقال‌اند و هدف این است که چگونه مسیر هر وسیله به گونه‌ای تعیین شود که عملکرد سیستم تحت قیود مختلف بهینه باشد. تفاوت اصلی مسئله IRP با VRP وجود متغیرهای اضافی موجودی و زمان است. با مدل‌سازی همزمان مسیرها و موجودی‌ها، IRP می‌تواند آثار جایگزینی و ایجاد تعادل بین هزینه‌های حمل و نقل و موجودی را تعیین نماید. این مسئله از اهمیت ویژه‌ای در جهت پایداری سیستم‌های لجستیکی و ایجاد تعادل بین هزینه‌های زمانی مکانی نیز برخوردار است [Park, Yoo and Park, 2016].

بر تازی^۴ و همکاران چندین نسخه از مسئله IRP را بررسی کردند [Bertazzi, Savelsbergh, and Speranza, 2008]. ممکن است یک یا چندین محصول برای رساندن به مشتریان وجود داشته باشد. زمان می‌تواند پیوسته یا گسسته باشد، هزینه‌های انباشت و ظرفیت می‌تواند با هم یا جداگانه به عنوان تابع هدف لحاظ شود. چیت‌ساز و همکاران مدل چرخه‌ای IVRP را ارائه و حل کردند [Chitsaz, Divsalar,

شاخه و کران قادر به حل این مسائل در ابعاد بزرگ و همچنین مسائل واقع گرایانه در دنیای مهندسی نیستند. جهت حل این مسائل، الگوریتم‌های فرا اکتشافی راه‌گشا هستند و در تحقیقات فراوانی مورد بررسی واقع شده‌اند. در این زمینه، محققان، مسئله مسیریابی-موجودی را با کمک الگوریتم ژنتیک و در حالت چند محصولی و چند دوره‌ای و با چندین تأمین‌کننده جهت کمینه‌سازی مجموع همه هزینه‌های انتقال و انبارداری بررسی نمودند [Aziz and Mom, 2007]. محققان با روشی

مشابه، به توسعه یک الگوریتم ژنتیک

پرداخته‌اند [Moin, Salhi and Aziz, 2011]. این مسئله با استفاده از زنجیره تأمین دوسطحی و بر مبنای الگوریتم جستجوی ممنوعه نیز بررسی شده است [Zhao, Chen and Zang, 2008]. در تحقیق دیگری، تأثیر انتخاب پارامترهای الگوریتم ژنتیک در دقت جواب‌های مسئله بررسی شد [Esparcia-Alcazar, Lluich-Revert, Cardos, Sharman, and Merelo, 2007].

در این تحقیق، از مسئله مسیریابی امدادی زمانمند در قالب یک مسئله IRP بیان شده که در آن ارسال اقلام امدادی (خدمات)، مدیریت اقلام امدادی و مسیریابی تجهیزات اجرا می‌شود. برای حل این مسئله برای نخستین بار از یک روش بهبودیافته بر مبنای الگوریتم جدید جستجوی فراکتال بهره‌گیری گردید. الگوریتم جستجوی فراکتال یک روش جدید بهینه‌سازی جمعیت‌منا است که در سال گذشته و در دانشگاه تهران توسط سلیمی ارائه شد. این الگوریتم بر مبنای تئوری پتانسیل و پدیده رشد فراکتال‌ها و بر اساس سه قانون فیزیکی اولیه به جستجوی فضای مسئله می‌پردازد. در مقاله پیش رو، الگوریتم جدید جستجوی فراکتال بهبود داده شده است. سپس، کارایی محاسباتی رویکرد ارائه شده از دیدگاه‌های مختلف با روش حل دقیق و چندین روش فرااکتشافی دیگر مقایسه گردید. روش ارائه شده بر مبنای دو فرآیند متوالی و مکمل پیاده‌سازی شده است. بدین هدف، ابتدا، مقادیر متغیرهای دودویی تعیین می‌شوند. پس از آن، با حل یک مدل برنامه‌ریزی خطی، مقادیر متغیرهای پیوسته تعیین می‌شوند. در ادامه جزئیات مدل مسئله و روش حل پیشنهادی بیان شده است.

۲. مدل مسئله

بر اساس کارهای پیشین در زمینه مسئله IVRP، مدل این مسئله با زمینه کاربرد در سناریوهای امدادی به صورت یک مدل

[Vansteenwegen, 2016] and. همچنین ممکن است سطوح مختلف مصرف، الگوی مسیرها و تولید پیوسته برای مسئله در نظر گرفته شود. بر اساس نظر اندرسون^۵ و همکاران انتخاب روش مناسب حل مسئله IRP به عواملی مثل زمان، حجم تقاضا، توپولوژی شبکه، ناوگان حمل و نقل، موجودی وابسته است [Andersson, Hoff, Christiansen, Hasle, and Løkketangen, 2010]. زاخاریادیس^۶ و همکاران در تحقیق خود بر اساس افق زمانی برنامه‌ریزی، پژوهش‌ها و رویکردهای پیرامون IRP را در سه گروه شامل مدل‌های یک دوره‌ای، چند دوره‌ای و مسایل با دوره‌های نامحدود طبقه‌بندی کردند [Zachariadis, Tarantilis, and Kiranoudis, 2009]. بر اساس پژوهش چن^۷ و لین^۸، مدیریت زنجیره تأمین در IRP با محدودیت‌های حمل و نقل و سیاست‌های موجودی مواجه می‌شود. در مدل آن‌ها، این سیاست‌ها به کمک متغیرهای تصمیم یا قیود ظاهر می‌شدند. یو^۹ و همکاران، به مدل‌سازی محدودیت‌های تحویل مستقل و شمار ناوگان حمل و نقل پرداختند. در این تحقیق، محصولی از انبار مرکزی بر اساس یک افق برنامه‌ریزی بین مشتریان توزیع می‌شود. آن‌ها از رویکردی فرااکتشافی و تقریبی بهره‌گیری نمودند که با بهره‌گیری از روش آزادسازی لاگرانژ بررسی شده است [Yu, Chen, and Chu, 2008]. پن^{۱۰} و همکاران به برنامه‌ریزی همزمان موجودی و مسیریابی با لحاظ قیود منعطف و وسایل نقلیه پرداختند. مدل آن‌ها به صورت یک مسئله برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط مدل شده و نتایج کار آن‌ها نیز نشان دهنده برقراری تعادل مناسبی بین هزینه‌های موجودی و مسیریابی به کمک الگوریتم‌های فرااکتشافی است [Pan, Tang, and Fung, 2009]. پژوهش‌های زیادی نیز با تاکید بر راهبرد ارسال مستقیم کالا از یک فروشنده به یک گیرنده انجام گرفته، برای مثال، محققان افزون بر بررسی دقیق استراتژی ارسال مستقیم، کارایی آن را در شرایط مختلفی آزمایش کرده‌اند [Li, Chen and Chu, 2010]. همچنین، پژوهشگران از یک الگوریتم حریصانه برای تعیین کمینه تعداد وسایل نقلیه موردنیاز با استراتژی ارسال مستقیم استفاده کردند [Campbell and Hardin, 2005].

از آنجاکه این مسئله تعمیمی از مسئله VRP است، در رده مسائل ان پی سخت قرار می‌گیرد [Van Anholt, Coelho, Laporte and Vis, 2016]. الگوریتم‌های دقیق مانند روش

امدادرسانی زمان‌مند بر اساس جستجوی فراکتال

S_{st} : میزان تأمین یک سازمان برای کالای امدادی نوع s در طی دوره t

O_{vt} : متغیر دودویی صفر و یک بیانگر ارسال کالای امدادی به ایستگاه v ام در دوره t ام

B_t : متغیر دودویی صفر و یک بیانگر تأمین یک کالای امدادی در دوره t ام

بر اساس این پارامترها، مدل ریاضی این مسئله، با معادله‌های (۱) الی (۸) قابل بیان است:

$$\text{Min } Y = \sum_{t,v|v \neq 0} g_v \cdot O_{vt} + \sum_t \eta_t \cdot B_t + \sum_{s,v,t} \Omega_{sv} \cdot M_{svt} \quad (1)$$

$$M_{sv(t-1)} - M_{svt} + U_{svt} = d_{svt} \quad \forall s,v | v \neq 0, t \quad (2)$$

$$M_{s0(t-1)} - M_{s0t} + S_{st} = \sum_v U_{svt} \quad \forall s, t \quad (3)$$

$$\sum_s \xi_s \cdot S_{st} \leq S_{\max} \cdot B_t \quad \forall t \quad (4)$$

$$\sum_s \zeta_s \cdot U_{svt} \leq R \cdot O_{vt} \quad \forall v | v \neq 0, t \quad (5)$$

$$\sum_s \zeta_s \cdot M_{svt} \leq L_v \quad \forall v, t \quad (6)$$

$$O_{vt}, B_t \in \{0,1\} \quad \forall v, t \quad (7)$$

$$S_{st}, U_{svt}, M_{svt} \geq 0 \quad \forall s,v,t \quad (8)$$

تابع هدف در معادله (۱) شامل هزینه‌های ثابت راه‌اندازی، تأمین، هزینه ارسال یا انتقال کالای امدادی به مددجویان، هزینه‌های تأمین‌کننده کالاها و ایستگاه‌ها است. تعادل موجودی بین تقاضای کالای نوع s ام در ایستگاه v ام و در دوره t ام و مجموع کالاهای نوع s منتقل شده از سازمان به ایستگاه t ام در دوره t ام در معادله (۲) بیان شده است. تعادل بین همه کالاهای نوع s منتقل شده از سازمان به مجموعه ایستگاه‌ها در دوره t ام و مجموع تمام کالاهای نوع s ام که در دوره t ام تأمین شده، با معادله (۳) مدل‌سازی شده است. معادله (۴) به منظور محدود نمودن ظرفیت تأمین کالاها استفاده شده، زیرا نمی‌توان به صورت نامحدود برای ایستگاه‌ها کالا ارسال کرد. در معادله (۵)، محدودیت ظرفیت

برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط در نظر گرفته شده است. در پژوهش حاضر، مسئله مسیریابی موجودی با وضعیت چند دوره‌ای و چند کالایی به منظور کمینه‌سازی همه هزینه‌های امدادرسانی شامل هزینه‌های راه‌اندازی سیستم، توزیع و انباشت اقلام مختلف حل شده است. در سناریوی این مسئله، همه اقلام امدادی با استفاده از یک ناوگان همسان از طرف یک سازمان امدادی به سوی تعدادی از ایستگاه‌های امدادی گسیل می‌شوند. هر وسیله امدادی دارای ظرفیت محدود حمل کالا است. اقلام امدادی می‌توانند به صورت مستقیم ارسال شوند. زنجیره تبادلات بین سازمان امدادی و ایستگاه‌ها به کمک وسایل امدادی و در طی یک دوره زمانی معین انجام می‌شود. هر وسیله امدادرسان می‌تواند تنها با یک ایستگاه تبادل کالا نماید. هر خدمت یا کالای امدادی می‌تواند در طول یک عملیات ارسال به هر ایستگاه ارسال شود. ظرفیت انبار کردن اقلام امدادی مانند ظرفیت تأمین هر قلم امدادی محدود است. برای تمام بخش‌ها، کمبود اقلام یا خدمات امدادی ممنوع است. پارامترهای استفاده شده در مدل مطرح به این صورت تعریف می‌شوند:

s, R, t, N : به ترتیب کالای امدادی، ظرفیت وسایل

امدادرسان، تعداد دوره‌های برنامه‌ریزی و تعداد ایستگاه‌ها

v : گروه‌ها (گروه ۰ سازمان امدادی و گروه‌های ۱ تا N ایستگاه‌ها)

η_t : هزینه ثابت شروع به کار هر خط تأمین و بسته‌بندی کالاها برای یک سازمان در دوره t ام

M_{svt} : حجم موجود برای کالای امدادی نوع s ام در انتهای دوره t ام در ایستگاه v ام

g_v : هزینه جابجایی یک کالا از سمت سازمان به ایستگاه v ام

k_s : ضریب مصرف انباشت کالای نوع s از فضای انبار یا وسیله امدادرسان

ξ_s : ضریب مصرف ظرفیت تأمین کالای امدادی نوع s

L_v : گنجایش انباشت در ایستگاه v ام

d_{svt} : مقدار تقاضای کالای امدادی نوع s در ایستگاه v ام در دوره t ام

S_{\max} : حداکثر ظرفیت یک سازمان برای تأمین کالا

Ω_{sv} : هزینه نگهداری یک واحد کالای امدادی نوع s در ایستگاه v

U_{svt} : میزان کالای امدادی نوع s جابجا شده از سازمان به ایستگاه v در طول دوره t

تعداد اندکی از بهترین ذرات باقی می ماند، و سایر ذرات باید از چرخه الگوریتم حذف شوند. فرض کنید که P ذره برای پیدا نمودن پاسخ یک مسئله داده شده اند. در ابتدا، بر اساس معادله (۱)، هر ذره P_i با انرژی E_i با روندی تصادفی در فضای توپوگرافی مسئله قرار می گیرد.

$$E_i = E / P \quad (1)$$

که E بیانگر حد بالای انرژی پتانسیل اختصاص داده شده برای حل یک مسئله است. در این الگوریتم، هر ذره بر مبنای حرکت لوی^{۱۱} (LF) موجب انتشار ذرات تصادفی فرزند می شود. در این روش، از حرکت لوی برای شبیه سازی رشد^{۱۲} DLA به منظور تولید فراکتال های تصادفی استفاده می شود. توزیع لوی بر اساس معادله (۲) محاسبه می شود:

$$L(x) = \pi^{-1} \int_0^{\infty} \exp(-\alpha q^\beta) \cos(qx) dx \quad (2)$$

که β شاخص توزیع در بازه (۰،۲) و α بیانگر ضریب مقیاس توزیع است. توزیع لوی و گوسی به ترتیب براساس معادلات (۳) و (۴) به منظور تولید هر ذره جدید در چرخه انتشار، محاسبه می شوند.

$$x_i^q = x_i + \alpha_i^q \otimes \text{levy}(\lambda), \quad 1 \leq q \leq MDN \quad (3)$$

$$x_i^q = x_i + \beta \times \text{Gaussian}(P_i, |BP|) - (\gamma \times BP - \gamma' \times P_i), \quad (4)$$

$$\beta = \log(g) / g$$

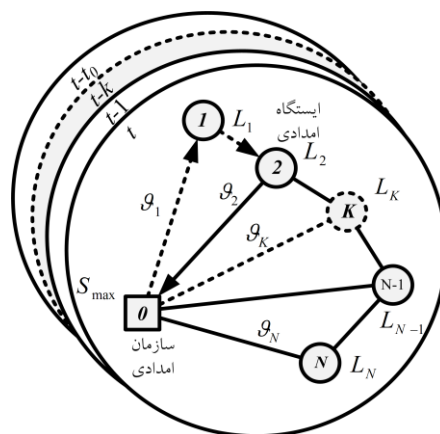
که q تعداد ذرات ناشی از انتشار ذره اصلی بوده و MDN حداکثر تعداد انتشارها را بیان می کند. علامت ضرب \otimes در این معادلات به معنای ضرب داخلی است. در معادله (۴)، g تعداد تکرارها را نشان می دهد. $\text{Gaussian}(P_i, |BP|)$ یک توزیع گوسی با میانگین و انحراف از معیار به ترتیب P_i و BP است. BP نیز مکان بهترین نقطه است. γ و γ' نیز پارامترهای تصادفی در بازه (۰،۱) هستند. این الگوریتم از هر دو توزیع گوسی و لوی به صورت تصادفی بهره گیری می نماید. دو معادله برای α در نظر گرفته می شود:

$$\alpha_i = \left[\log(\min(\hat{E})) \times (U - D) \right] / [g \times \log(E_i)] \quad (5)$$

$$\alpha_i = (U - D) / (g \times \log(E_i))^c \quad (6)$$

که $\min(\hat{E})$ کمترین انرژی ذره در کل سیستم است و U و D بیانگر حدود بالا و پایین فضای مسئله بوده و g بیانگر شماره تکرار است. E_i انرژی ذره P_i ، ϵ بیانگر توان و برابر با ۱،۵ است. پس از انتشار ذرات جدید، هر چه یک ذره سازگار تر باشد،

وسایل امداد رسان تضمین شده است، زیرا هر وسیله قادر به حمل مقدار مشخصی از کالا است. معادله (۶) برای محدود کردن ظرفیت نگهداری برای ایستگاهها و سازمان استفاده شده، زیرا هر بخش تنها می تواند میزان مشخصی از کالاها را مدیریت کند. معادلات (۷) و (۸) نیز فیود فنی بر روی متغیرهای تصمیم گیری هستند که باید دودویی یا مثبت باشند. مدل اشاره شده نخستین بار توسط میرزایی و همکاران ارائه شد [Hossein Mirzaei, Nakhai Kamalabadi, and Zegordi, 2012]. شکل ۱، اجزای اصلی مدل را نمایش می دهد. بر این اساس، تعدادی ایستگاه امدادی در طی دوره های زمانی متفاوت، کالاهای مورد نیاز خود را از طریق یک سازمان امدادی تامین می کنند.



شکل ۱. نمایشی از مدل امدادی در فریم های زمانی متوالی در بخش بعدی، به الگوریتمی کارا و جدید برای حل این مسئله پرداخته می شود.

۳. الگوریتم بهینه سازی جستجوی فراکتال

در سال ۲۰۱۵، برای نخستین بار سلیمی از دانشگاه تهران یک الگوریتم بهینه سازی جدید جهت حل مسائل مقید و نامقید ارائه نمود [Heidari & Pahlavani, 2017, Heidari et al., 2017]. این الگوریتم بر مبنای تئوری پتانسیل و پدیده رشد فراکتال ها (خود متشابه) و بر مبنای سه قانون اولیه به جستجوی محیط مسئله جهت یافت پاسخ بهینه می پردازد. بر اساس قانون اول، هر ذره دارای پتانسیل الکتریکی است. در قانون دوم، هر ذره پس از انتشار، موجب تولید سایر ذرات تصادفی می شود. در این پدیده، انرژی ذره مادر بین ذرات منتشر شده توزیع می شود. در قانون آخر، در هر دوره، فقط

امدادسانی زمان مند بر اساس جستجوی فراکتال

است. توزیع گوسی در فرآیند انتشار ذرات بر اساس معادلات (۱۱) و (۱۲) محاسبه می‌شود:

$$GW_1 = \text{Gaussian}(\mu_{BP}, \sigma) + (\varepsilon \times BP - \varepsilon' \times P_i) \quad (11)$$

$$GW_1 = \text{Gaussian}(\mu_p, \sigma) \quad (12)$$

که ε و ε' مقادیر تصادفی در بازه $(0,1)$ و BP و P_i به ترتیب موقعیت بهترین ذره و ذره i ام جمعیت هستند. پارامترهای گوسی در معادله (۱۱) شامل μ_{BP} و σ هستند که μ_{BP} برابر با BP تنظیم می‌شود. پارامترهای معادله (۱۲) μ_p و σ هستند که μ_p این بار برابر با P_i است. انحراف از معیار σ نیز بر اساس معادله (۱۳) محاسبه می‌شود:

$$\sigma = \left| (\log(g)/g) \times (P_i - BP) \right| \quad (13)$$

برای تقویت میزان جست و جوهای محلی، عبارت $\log(g)/g$ جهت کاهش اندازه پرش‌های گوسی استفاده شده است. معادله (۱۴) روش مقدار دهی نقطه j ام، P_j را بیان می‌کند:

$$P_j = LB + \varepsilon \times (UB - LB) \quad (14)$$

که LB و UB به ترتیب کران‌های پایینی و بالایی قیود مسئله را نشان می‌دهند. پس از مقدار دهی اولیه الگوریتم، تابع برازش جهت یافتن بهترین نقطه (BP) برای همه ذرات محاسبه می‌شود. با توجه به هدف متمرکزسازی در مرحله انتشار، تمامی ذرات در نزدیکی مکان فعلی خود حرکت می‌کنند. علاوه بر این، دو فرآیند آماری مسئول تقویت توان متنوع سازی الگوریتم هستند. برای نخستین فرآیند آماری، ابتدا، رتبه تمامی ذرات بر مبنای مقدار تابع برازندگی محاسبه می‌شود. سپس به هر ذره i یک مقدار احتمالی نسبت داده می‌شود که بر مبنای معادله (۱۵) از یک توزیع یکنواخت تبعیت می‌کند:

$$Pa_i = \text{rank}(P_i) / N \quad (15)$$

که $\text{rank}(P_i)$ رتبه نقطه P_i در میان جمعیت و N تعداد اعضای جمعیت است. از این معادله، جهت افزایش شانس جابجایی ذرات نامطلوب استفاده می‌شود. از دیگر سوی، با این معادله، شانس قرار گرفتن پاسخ مطلوب در دوره بعدی افزایش می‌یابد. برای هر نقطه P_i ، بر مبنای شرط $Pa_i < \varepsilon$ و وجود ε در بازه $(0,1)$ ، مولفه i ژام P_i بر مبنای معادله (۱۶) بروز رسانی می‌شود، و در غیر این صورت تغییر نمی‌کند.

$$P_i'(j) = P_i(j) - \varepsilon \times (P_i(j) - P_i(j)) \quad (16)$$

انرژی بیشتری خواهد داشت. فرض کنید q شمار ذرات منتشر شده توسط انتشار ذره P_i با انرژی E_i باشد. هر ذره جدید دارای سازگاری f_j است که j با مقادیر $1, 2$ تا q تنظیم می‌شود. انرژی توزیع نیز بر اساس رابطه (۷) تعریف می‌شود:

$$E_i' = \left[(f_i / f_i + \sum_{k=1}^q f_k) \right] \times E_i \quad (7)$$

که f_j میزان سازگاری ذره مادر پیش از انتشار است. کمتر از ده درصد سراسر ذرات در هر دوره مجازند تا به دور بعد منتقل شوند. انرژی حاصل از چشم پوشی از این ذرات، باید برای ذرات باقیمانده و پراکنش ذرات جدید مصرف شود. اگر ϕ بیانگر مجموع انرژی ناشی از حذف ذرات باشد و μ نیز نرخ توزیع انرژی میان ذرات باقیمانده و ذرات جدید را نشان دهد، معادله انرژی توزیع برای ذرات باقیمانده به صورت معادله (۸) است:

$$E_{new}^t = E_{old}^t + \left[(f_t / \sum_{k=1}^{\xi} f_k) \times \phi \right] \times \mu \quad (8)$$

که E_{old}^t و E_{new}^t انرژی ذره t در قبل و بعد از توزیع انرژی است و ξ شمار سراسر ذرات فعال در هر تکرار را نمایش می‌دهد. برای هر ذره در صف انتشار، تعداد ذرات تولیدی تصادفی با معادله (۹) قابل محاسبه است:

$$\theta = \log(NDP) / \log(MD) \quad (9)$$

که NDP بیانگر شمار ذرات حذف شده و MD حد بالای انتشار است. انرژی توزیع شده جهت تولید هر ذره با سایر ذرات برابر است و بر اساس رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود:

$$E_c' = (\phi / \theta) \times (1 - \mu), \quad c = 1, 2, \dots, \theta \quad (10)$$

۳-۱ جست و جوی فراکتال تصادفی^{۱۲}

در FS هیچ گونه تبادل اطلاعاتی میان ذرات در حال جستجو وجود ندارد. تبادل اطلاعات بین ذرات در روش تصادفی SFS با لحاظ نمودن فاز به روز رسانی انجام می‌شود. فرآیند انتشار و مرحله به روز رسانی دو فرآیند بنیادی در الگوریتم SFS هستند. در مرحله اول، هر ذره با منتشر شدن در همسایگی‌های خود، رفتار متمرکزسازی الگوریتم را تضمین می‌نماید. این فرآیند ضمن افزایش شانس کشف کمینه محلی، از همگرایی زودرس الگوریتم به نقاط کمینه محلی نیز جلوگیری می‌نماید. در الگوریتم SFS صرفاً بهترین ذره تولیدی در فرآیند انتشار باقی می‌ماند. برای تولید ذرات جدید، توزیع گوسی تنها رویکرد تصادفی بکار رفته در فرآیند رشد DLA در الگوریتم SFS

معین [Mirzapour Al-e-hashem and Rekik, 2014] استفاده شد. با این هدف، مقادیر متغیرهای B_t و O_{vt} با مقادیر صفر و یک نشان داده می‌شوند. به عنوان مثال، بردار موقعیت ذرات در حالتی با ۶ دوره برنامه‌ریزی و ۳ ایستگاه امدادی در شکل ۲ قابل مشاهده است. موجودی سازمان و ایستگاه‌ها در ابتدای دوره برنامه‌ریزی برابر صفر است. در دوره نخست، مقادیر مربوط به کالاهای امدادی و ایستگاه‌ها برابر با ۱ است.

	۱	۰	۰	۱	۰	۰	B_t
O_{vt}	۱	۰	۱	۰	۱	۱	
	۱	۰	۱	۰	۱	۱	
	۱	۰	۱	۱	۰	۱	

شکل ۲. نحوه نمایش ذره‌ها

جهت مقداردهی اولیه مسئله بر مبنای الگوریتم جستجوی فراکتال، ذرات اولیه بین دو حالت کمترین و بیشترین تعداد دفعات ارسال تولید می‌شوند. گام‌های لازم برای تولید ذرات طی این مراحل قابل انجام است:

- تمامی مؤلفه‌های ذره اول را که ذره‌ای با بیشینه دفعات ارسال است، برابر ۱ قرار داده شود.
- بر مبنای الگوریتم موجود در شکل ۳ [Golden, Raghavan, and Wasil, 2008]، ذره دوم را که ذره‌ای با کمینه دفعات ارسال است، ایجاد شود. در تولید ذره دوم، محدودیت انباشت، به صورت آزاد فرض می‌شود.

```

SearchAgent 2 ← 0
LC ← [Smax, R] - [∑s ks dsvt, ∑s as dsvt]
for j=0 to N Do
    SearchAgent 2vj ← 1
Next v
for t = 2 to T Do
    if LC0 < ∑s ks dsvt then SearchAgent 20t ← 1
    LC0 ← LC0 - ∑s ks dsv(t-1) + Smax × SearchAgent 20t
    for v = 1...N
        if LCv < ∑s as dsvt then SearchAgent 2vt ← 1
        LCv ← LCv - ∑s as dsvt + R × SearchAgent 2vt
    Next v
Next t

```

- شکل ۳. روش تولید ذره با کمینه تامین و ارسال اقلام امدادی
- ذرات اول و دوم به عنوان والد اول و دوم فرض می‌شوند. سپس، بر مبنای عملگر تقاطع پراکنده^{۱۴} [Reeves,]

که P'_i موقعیت جدید P_i ، P_r و P_t نقاط تصادفی انتخابی و ε عدد تصادفی انتخابی در فضای پیوسته با توزیع یکنواخت صفر و یک است. تغییر آماری دوم با هدف جابجایی یک ذره با توجه به سایر ذرات جمعیت اعمال می‌شود. این فرآیند موجب بهبود خاصیت متنوع سازی الگوریتم می‌گردد. پیش از آغاز فرآیند دوم، همه ذرات محاسبه شده در فرآیند آماری نخست بر اساس معادله (۱۵) رتبه بندی می‌شوند. مشابه فرآیند آماری اول، در صورت برقراری شرط $Pa_i < \varepsilon$ برای نقطه جدید P'_i ، مکان موقعیت جاری P'_i بر اساس معادله (۱۷) تصحیح می‌شود، در غیر این هیچ برورسانی انجام نمی‌گردد:

$$P_i'' = \begin{cases} P'_i - \hat{\varepsilon} \times (P'_i - BP) & \varepsilon' \leq 0.5 \\ P'_i + \hat{\varepsilon} \times (P'_i - BP) & \varepsilon' > 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

که P'_t و P'_r ذرات منتخب تصادفی بوده که در فرآیند اول تعیین شده‌اند و $\hat{\varepsilon}$ مقادیر تصادفی بدست آمده بر مبنای توزیع نرمال گوسی است. اگر مقدار تابع تناسب نقطه جدید P'_i بهتر از P_i'' باشد، این نقطه جایگزین نقطه P'_i می‌شود [Salimi, 2015].

۴. استفاده از الگوریتم در حل مسئله

به دلیل چند دوره‌ای بودن مسئله و با توجه به ارسال مستقیم کالای امدادی، مسئله مطرح از جمله مسائل با درجه پیچیدگی سخت است [Lenstra and Kan, 1981]. از این روی، الگوریتم جستجوی فراکتال می‌تواند رویکرد کارآیی برای کشف راه حل‌های ممکن مسئله در زمان محدود باشد. علت اصلی انتخاب این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم‌های پیشین، توانایی بالای این روش در متنوع سازی و متمرکزسازی پاسخهای کاندید بر اساس عملگرهای جدید آن است. عملکرد این الگوریتم در حل مسائل بهینه سازی مقید و نامقید بهتر از الگوریتم‌های پیشین بوده، اما تا به حال برای مسائل مسیریابی مورد ارزیابی قرار نگرفته است. مسئله پیش رو به فرم یک مسئله برنامه‌ریزی عدد صحیح آمیخته است. متغیرهای تصمیم گیری در این مسئله شامل متغیرهای پیوسته $(S_{st}$ و $M_{svt}, U_{svt})$ و متغیرهای دودویی صفر و یک $(O_{vt}$ و $B_t)$ هستند. بر مبنای اصل تفکیک متغیرها، باید یک استراتژی دویخشی برای حل مسئله انتخاب شود. بدین منظور، می‌توان نخست متغیرهای ناپیوسته را تعیین نمود. پس از آن مسئله به یک مسئله برنامه‌ریزی خطی با متغیرهای پیوسته تقلیل می‌یابد که با روش‌های حل مسائل برنامه‌ریزی خطی نیز قابل حل است. جهت نمایش ذرات، از روش پیشنهادی عزیز و

۴-۱ ایجاد همسایگی تصادفی ذرات

جهت ارتقاء توان اکتشاف بخش نخست الگوریتم در نزدیکی راه‌حل‌های محتمل، از یک همسایگی تصادفی در پیرامون هر ذره بر اساس عملگر جهش استفاده شد. ایجاد همسایگی در طی این مراحل اجرا گردید:

- تولید تعداد $NSize-1$ کپی از ذره
- تولید آرایه تصادفی صفر و یک به تعداد $NSize-1$ با تعداد مؤلفه‌های مشابه با ذره، تا K درصد از مؤلفه‌های بردار به دست آمده، به صورت تصادفی برابر ۱ باشند.
- بر مبنای مؤلفه‌های ۱، مؤلفه متناظر در ذره کپی شده با صفر جایگزین می‌شود؛

چگونگی این فرآیند در شکل ۵ نیز بیان شده است.

آرایه تصادفی	۰	۱	۰	۱	۰	۰	۱
ذره کپی شده	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱
ذره جدید	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰

شکل ۵. نحوه انجام عملگر جهش

۴-۲ ساخت و به‌روزرسانی مجموعه مرجع ($RSet$)

از بین ذره‌های غیرتکراری موجود در جمعیت ساخته شده، در هر تکرار به تعداد OPS ذره بر مبنای برازندگی‌های بهتر ذرات انتخاب شد و در مجموعه مرجع ذخیره گردید. این روش به ننگه داری ذره‌های با کیفیت بهتر کمک می‌نماید.

۴-۳ متنوع سازی مجدد ذرات

به منظور کاهش شانس همگرایی الگوریتم به نقاط بهینه محلی، بهترین ذره مجموعه مرجع $RSet$ انتخاب شد و به میزان OPL درصد از ذره‌ها، از ذره انتخاب شده، کپی گردید. ذره‌های کپی با عملگر جهشی که در قبل توضیح داده شد، تغییر یافته و با بدترین ذره‌های جمعیت جایگزین شدند. بر این مبنای، با تغییرات تصادفی در بهترین ذره جمعیت، شانس باقی ماندن مؤلفه‌های خوب افزایش می‌یابد و در نتیجه روند متنوع سازی الگوریتم جستجوی فراکتال بهبود خواهد یافت. فلوجارت روش پیشنهادی در شکل ۶ قابل مشاهده است.

1995، سایر ذرات تولید می‌شوند. در این عملگر، یک بردار تصادفی با مقادیر صفر و یک با طول برابر با بعد ذرات تولید می‌شود. در صورتی که مؤلفه i ام ۱ باشد، مؤلفه i ام ذره جدید با مؤلفه i ام ذره اول برابر است، در غیر این صورت، این مؤلفه با مؤلفه i ام والد ۲ (ذره دوم) برابر خواهد بود. شکل ۴ عملگر تقاطع پراکنده را نشان می‌دهد:

والد اول	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
والد دوم	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱
ذره تصادفی	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱
ذره جدید	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱

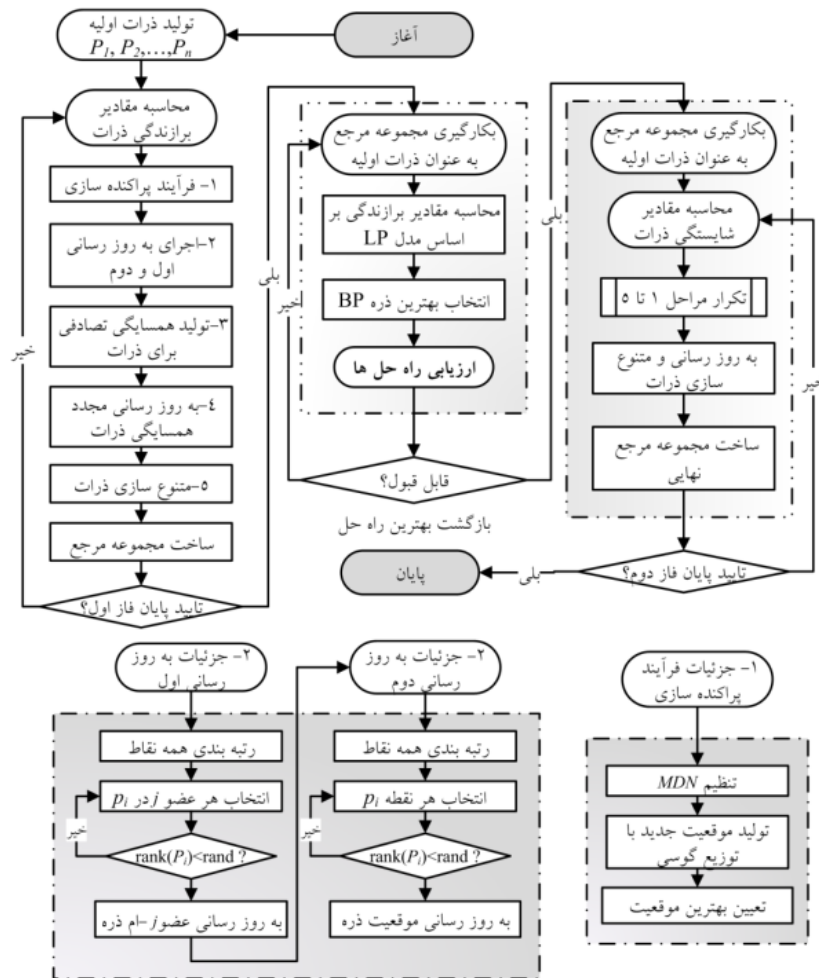
شکل ۴. نحوه انجام عملگر تقاطع پراکنده

در روش مطرح و بر اساس مراجع [Dror, Ball, and Golden, 1985; Esparcia-Alcazar et al., 2007; Federgruen and Simchi-Levi, 1995; Hossein Mirzaei et al., 2012] مکان ذرات می‌تواند نشان دهنده

متغیرهای B_t و O_{vt} باشد. به منظور محاسبه تابع هدف، ابتدا باید U_{svt} ، M_{svt} و S_{st} را تعیین نمود و سپس، مقدار تابع هدف را بر مبنای B_t و O_{vt} محاسبه کرد. در هر مرحله، با داشتن زمان‌های تولید و ارسال (B_t و O_{vt})، متغیرهای U_{svt} و S_{st} و هم چنین مقادیر تابع برازندگی ذرات محاسبه می‌شود. محاسبات مربوط به برازندگی ذرات با استفاده از مدل برنامه‌ریزی خطی زمان‌بر تر از محاسبات تقریبی است. برای بهبود سرعت الگوریتم، در مرحله اول مسئله با یک روش تقریبی حل شد و در مرحله بعد از روش دقیق برنامه‌ریزی خطی بهره‌گیری می‌گردید. در این تحقیق، جهت تاکید بر توان جستجوی الگوریتم در گام‌های آغازین و افزایش احتمال حذف پاسخ‌های ناشدنی در مراحل پایانی، ضریب جریمه با روندی افزایشی، تصحیح شد. از این رو، ضریب جریمه در مراحل اول الگوریتم با رابطه (۱۸) محاسبه شد:

$$\delta_{q(t+1)} = \begin{cases} \chi_{qt} & \Gamma(X) < eps \\ \chi_{qt} + \Theta & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

که χ_{qt} ضریب جریمه قید q ام در تکرار t ام، Θ رشد ضریب جریمه و $\Gamma(X)$ مقدار نشدنی بودن ذره با بهترین میزان برازندگی است.



شکل 6. ساختار روش پیشنهادی

5. ارزیابی و تحلیل نتایج

در این بخش به بیان کارایی روش های مختلف در مقایسه با روش پیشنهادی پرداخته شده است. در طی پیاده سازی های متوالی، با استفاده از مسائل نمونه تصادفی، کارایی الگوریتم SFS با الگوریتم های جغرافیای زیستی (BBO) [Ghaffarzadeh and Sadeghi, 2016]، توده ذرات (PSO¹⁵) [Qin, Cheng, Zhang, Wei, and Shi, 2015]، تکامل تفاضلی (DE¹⁶) [Guo and Yang, 2015]، [Reeves, 1995] GA¹⁷، [Liu and Jin, 2015] LINGO [Liu and Jin, 2015] مقایسه گردید. نرم افزار مذکور تنها در حل مسائل کوچک مقیاس قادر به محاسبه

جواب ها بود و در مسائل بزرگ مقیاس قادر به حل مسئله نیست. الگوریتم های BBO، GA، DE و PSO از جمله الگوریتم های مستحکم در پژوهش های مرتبط بهینه سازی بوده اند و از این رو عملکرد الگوریتم جدید با آن ها مقایسه گردید. مشخصات سیستم اجرای الگوریتم ها و پیاده سازی ها در جدول (1) گزارش شده است.

امدادرسانی زمان مند بر اساس جستجوی فراکتال

دسترس نیست. داده‌های واقعی به دلیل وجود نقصان در اطلاعات، انتخاب مناسبی برای نشان دادن تفاوت کارایی الگوریتم‌ها نیستند. از سوی دیگر، داده‌های نمونه می‌توانند به‌عنوان یک محک مناسب، تفاوت کارایی و استحکام الگوریتم‌ها را از منظر دقت و زمان اجرا آشکار کنند [Golden et al., 2008]. از این رو، در بسیاری از تحقیقات از مسائل نمونه تصادفی استفاده می‌شود. بدیهی است که با وجود داده‌های یک سناریو مخاطره نیز رویکرد پیشنهادی قابل استفاده است. در این مقاله، مسائل نمونه در دو گروه با ابعاد کوچک و بزرگ و به‌صورت تصادفی تولید شده‌اند. در جدول (۲)، ابعاد مسائل، شمار دوره‌های برنامه‌ریزی و تعداد کالاهای امدادی قابل مشاهده است. در این مسائل، هزینه حمل و نقل کالاها با استفاده از مقادیر مربوط به مسائل استاندارد مسیریابی وسیله نقلیه با ظرفیت محدود^{۲۱} به‌دست آمده است (داده‌های مسیریابی وسیله نقلیه^{۲۲}).

جدول ۲. جزئیات مسائل نمونه

شماره مسئله	ابعاد مسئله (T/N/S)	شماره مسئله	ابعاد مسئله (T/N/S)
۱	کوچک (۱۵/۱/۵)	۴	بزرگ (۱۰/۱۰۱/۳)
۲	کوچک (۱۰/۵/۳)	۵	بزرگ (۱۵/۲۱/۵)
۳	کوچک (۱۰/۵/۵)	۶	بزرگ (۱۵/۱۵۱/۳)

یکی از شاخص‌های استاندارد در بررسی کارایی الگوریتم‌ها از منظر استحکام^{۲۳} محاسباتی؛ محاسبه درصد اجراهای موفق الگوریتم در مجموعه از پیاده‌سازی‌های متوالی و مستقل است. نرخ موفقیت هر روش در حل مسئله بر اساس معادله (۱۹) محاسبه می‌شود:

$$Sr = 100 \times [Y_{best} / \Omega_{total}] \quad (19)$$

که Y_{best} تعداد اجراهای موفق الگوریتم و Ω_{total} تعداد کل اجراهای یک الگوریتم را نشان می‌دهد. شرط احتساب یک اجرا به‌عنوان یک پردازش موفق بر مبنای معادله (۲۰) محاسبه می‌شود:

$$\sum_{\chi=1}^{Dim} (K_{\chi}^{gb} - K_{\chi}^B)^2 \leq (\Xi_{max} - \Xi_{min}) \times 10^{-2} \quad (20)$$

که K_{χ}^{gb} بهترین پاسخ سراسری یافت شده، K_{χ}^B پاسخ بهینه در دسترس، Dim بعد مسئله، Ξ_{min} و Ξ_{max} نیز به ترتیب کران‌های

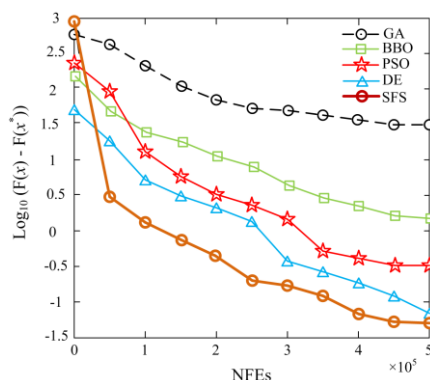
جدول ۱. جزئیات سیستم، زبان و نرم‌افزارهای پیاده‌سازی

مشخصات پیاده‌سازی	جزئیات پیاده‌سازی
مشخصات رایانه	Pentium IV processor CPU, 1.7 GHz, 512 MB RAM, Windows 7
زبان‌های برنامه‌نویسی	MATLAB R2012a (7.14), C++, Haskell
نرم‌افزارها	لینگو، متلب، هاگز ^{۱۸} ۹۸
الگوریتم‌ها	PSO, BBO, DE, GA, SFS

هنگامی که عملکرد الگوریتم‌ها در طی مجموعه‌ای از اجراهای متوالی و مستقل آزموده می‌شود، از تاثیر نحوه تنظیم پارامترهای اولیه الگوریتم‌ها در کیفیت و عملکرد روش‌ها کاسته می‌شود. با این حال، جهت اطمینان بیشتر از کیفیت نتایج، با استفاده از تحلیل تاگوچی^{۱۹}، مناسب‌ترین پارامترهای الگوریتم‌ها انتخاب شدند. به منظور کاهش استقلال بیشتر نتایج از نحوه انتخاب پارامترها، الگوریتم‌ها بر اساس نتایج میانگین اجراهای مستقل و متعدد مقایسه شدند. به دلیل محدودیت تعداد صفحات، پرداختن به گزارش نتایج مفصل تحلیل تاگوچی از حوصله بحث خارج است. پس از تحلیل تاگوچی، الگوریتم‌ها بدین صورت تنظیم شدند: در الگوریتم GA، تعداد تکرارها ۵۰۰، اندازه جمعیت ۱۰۰، تعداد جواب نخبه^{۲۰} ۱۰ و ضریب جریمه در مسائل نمونه کوچک ۱۰۰ و در مسائل نمونه بزرگ به ترتیب ۱۰۰۰، ۲۵۰، ۵۰ و 10^0 . در الگوریتم PSO، تعداد تکرارها ۵۰۰، اندازه جمعیت ۱۰۰، فاکتورهای یادگیری و ضریب جریمه در نمونه‌های کوچک به ترتیب ۲، ۲، ۶ و ۱۲۰ و در نمونه‌های بزرگ به ترتیب 10^3 ، ۱۵۰، ۲، ۲، ۶ و 10^0 . در الگوریتم DE، میزان تقاطع ۰،۵، ضریب وزن دهی ۰،۹، جمعیت و ضریب جریمه در نمونه‌های کوچک و بزرگ به ترتیب ۱۰۰ و ۱۰۰۰، ۱۰۰، 10^0 . در الگوریتم BBO، جمعیت ۱۰۰، حداکثر نرخ درون کوچ و برون کوچ ۱، احتمال جهش ۰،۰۵، تعداد زیستگاه‌های نخبه^{۲۱} ۲، احتمال بهبود زیستگاه ۱، حدود احتمال مهاجرت بین ۰ تا ۱، گام زمانی برای انتقال گیری عددی ۱ در مسائل کوچک و بزرگ، ضریب جریمه مشابه PSO. در الگوریتم SFS، در مسائل کوچک و بزرگ جمعیت ۱۰۰ و حداکثر عدد پراکنش ۱ و ضریب جریمه مشابه PSO.

بر اساس تحقیقات پیشین، در این تحقیق نیز به دو دلیل از داده‌های نمونه برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها استفاده شد: نخست، داده‌های واقعی و قابل‌اعتماد از یک مخاطره همچون سیل یا زلزله برای سناریوی امدادی مطرح در این تحقیق در

میانگین هزینه‌ها حائز رتبه‌های بعدی شده‌اند. از منظر زمان اجرا در جدول ۳، SFS به‌عنوان سریع‌ترین روش شناخته می‌شود. انحراف از معیار SFS نیز پس از BBO بهتر از سایر الگوریتم‌ها است. برتری نتایج روش SFS به علت برتری توان پراکنده‌سازی این الگوریتم در کشف راه‌حل‌های جدید به کمک عملگرهای مبتنی بر توزیع گوسی است. نمودار همگرایی روش‌ها در حل مسئله اول نیز در شکل ۷ قابل مشاهده است.



شکل ۷. مقایسه رفتار همگرایی روش‌ها در حل مسئله ۱

با توجه به این نمودار، الگوریتم GA با کمترین و الگوریتم SFS با بیشترین نرخ همگرا شده‌اند. الگوریتم‌های BBO و DE نیز با رفتار مشابهی همگرا شده‌اند. دلیل برتری سرعت همگرایی SFS، بالاتر بودن توان متنوع‌سازی و پراکنده‌سازی ذرات در سراسر تکرارها و امکان انتقال انعطاف‌پذیر الگوریتم از پراکنده‌سازی به سمت متمرکزسازی است، درحالی‌که این رویکرد در سایر الگوریتم‌ها به مشابه SFS اجرا نمی‌شود.

با توجه به نتایج مسئله ۲ در جدول ۴، الگوریتم‌های BBO و DE به‌طور تقریبی با یک نرخ موفقیت با این مسئله رویارو می‌شوند. الگوریتم SFS به دلیل افزایش ابعاد فضای جستجو در مسئله ۲، با دقت و سرعت محاسباتی کمتری در مقایسه با نتایج جدول ۳ به بهترین جواب رسیده است. بر اساس این نتایج نرخ موفقیت SFS به میزان ۱۹٪ از روش DE که در رتبه دوم قرار گرفته، و به میزان ۲۱٪ از روش BBO که در رتبه سوم قرار گرفته، بهتر است. این مهم به دلیل کارایی بالاتر مکانیسم ایجاد توازن بین توان‌های متنوع‌سازی و متمرکزسازی الگوریتم SFS در طی حل مسئله است. نتایج بدست آمده با SFS به نتایج دقیق LINGO نیز نزدیک بوده است که نشان دهنده توانایی این روش در یافتن راه‌حل‌های بهینه و دقیق است. در این نتایج

بالا و پایین مسئله هستند. هرگاه مجموع مربع اختلافات جواب جاری با بهترین پاسخ کمتر از یک صدم باشد، اجرای جاری موفق است. علاوه بر بررسی میزان استحکام، آزمون آماری ویلکاکسون^{۲۴} در سطح اطمینان ۹۵ درصد ($\alpha=0/05$) برای همه الگوریتم‌ها اجرا گردید. این آزمون میزان معنادار بودن اختلاف مجموعه پاسخ‌های بدست آمده برای چند الگوریتم را مشخص می‌نماید. هر الگوریتم ۵۰ بار اجرا شد و عملکرد آن بر اساس میانگین مقادیر و متوسط زمان اجرا سنجیده شد.

نتایج مقایسه انحراف از معیار، بهترین و میانگین نتایج الگوریتم‌ها و آزمون آماری و رتبه‌ها در هر معیار به همراه نرخ موفقیت الگوریتم‌ها در جدول‌های ۳ الی ۸ قابل مشاهده است. در نتایج آزمون آماری، علائم به کار رفته بدین معنا بوده است: / غیرقابل اجرا، + به معنی برتری آماری، = برابری آماری و // بهتر نبودن آماری الگوریتم SFS نسبت به دیگر الگوریتم‌ها در مقایسه. همچنین برای مقایسه دقت الگوریتم‌ها از انحراف از معیار (STD) آن‌ها استفاده شده است.

جدول ۳. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم‌ها در طی ۵۰ اجرا و زمان محاسبات و نرخ موفقیت آنها به منظور حل مسئله نمونه ۱ با ابعاد کوچک به همراه نتایج آزمون آماری و رتبه الگوریتم‌ها در هر

معیار						
معیار	LINGO	PSO	GA	DE	BBO	SFS
بهترین	۵۰۴۸	۵۱۳۸٫۹	۵۱۲۶٫۷	۵۱۳۲٫۳	۲٫۵۰۶۵	۵۰۴۸
رتبه	/	۵	۳	۴	۲	۱
میانگین	۵۰۴۸	۵۶۷۴٫۶	۵۹۲۷٫۳	۵۱۱۴٫۶	۵۹۴۵٫۳	۵۰۴۷
رتبه	/	۳	۴	۲	۵	۱
STD	/	۲۳٫۲۶۶	۲۸٫۶۹۲	۱۶٫۳۳۰	۱۱٫۳۶۸	۱۲٫۷۵۳
رتبه	/	۴	۵	۳	۱	۲
زمان	۱۲٫۷۱۵۲	۲٫۱۴۰۰	۳٫۱۴۶۷	۲٫۷۴۵۷	۳٫۷۹۰۷	۱٫۸۲۸۹
رتبه	۶	۲	۴	۳	۵	۱
Sr	/	۲۹	۲۵	۳۸	۳۷	۵۸
رتبه	/	۴	۵	۲	۳	۱
آزمون آماری	/	+	+	+	+	/

با توجه به نتایج موجود در جدول ۳، از منظر آماری، نتایج الگوریتم SFS در حل مسئله اول در همه موارد اختلاف معناداری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها بوده است. در طی ۵۰ اجرای مستقل الگوریتم‌ها، SFS در مجموع زمان محاسباتی کوتاه‌تری قادر به یافتن نتیجه بهینه با نرخ موفقیت ۵۸ بوده است. پس از الگوریتم SFS، روش‌های DE، PSO، GA و BBO بر اساس

امدادسانی زمان مند بر اساس جستجوی فراکتال

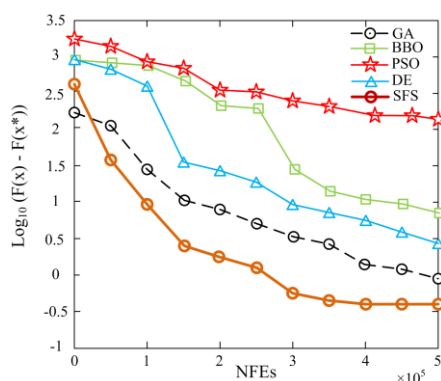
زمان اجرا DE بوده است. نتایج SFS از منظر تست آماری دارای برتری آماری معناداری نسبت به همه روش ها بوده است. از منظر نرخ موفقیت، عملکرد روش های PSO و BBO مشابه بوده و در رتبه های بعد از SFS، DE و BBO قرار گرفته اند. با توجه به رفتار همگرایی روش ها در حل مسئله ۳ در شکل ۹، مشاهده می شود که روش PSO با کمترین سرعت همگرایی و SFS با مطلوب ترین عملکرد عمل نموده، به گونه ای که تا قبل از سیصد هزار ارزیابی، با شیب بیشتری به مقادیر بهینه تری همگرا شده و سپس به پایداری نسبی رسیده است. این رفتار نشان دهنده آن است که در تکرارهای نخست، الگوریتم می تواند به طرز عمیقی پراکنده سازی نقاط را اجرا نماید و سپس به متمرکزسازی پاسخ های محتمل می پردازد.

جدول ۵. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم ها در طی ۵۰ اجرا و زمان

محاسبات و نرخ موفقیت آن ها به منظور حل مسئله نمونه ۳ با ابعاد

کوچک به همراه نتایج آزمون آماری و رتبه الگوریتم ها در هر معیار

معیار	LINGO	PSO	GA	DE	BBO	SFS
بهترین	۱۸۱۵۰٫۴	۱۸۱۹۸٫۸	۱۸۲۰۱٫۷	۱۸۱۵۸	۱۸۱۷۸٫۳	۱۸۱۵۱٫۹
رتبه	/	۴	۵	۲	۳	۱
میانگین	۱۸۱۵۰٫۴	۱۸۳۷۲٫۱	۱۸۴۹۱٫۹	۱۸۱۶۰٫۷	۱۸۲۳۸٫۲	۱۸۱۶۷٫۳
رتبه	/	۴	۵	۱	۳	۲
STD	/	۳۶٫۰۰۸	۳۹٫۰۶۵	۳۵٫۳۰۸	۲۷٫۳۶۶	۲۲٫۲۵۳
رتبه	/	۴	۵	۳	۲	۱
زمان	۲۱،۱۱۴۶	۵،۷۱۴۶۶	۷،۳۳۳۸۷	۴،۵۴۶۶۴	۵،۴۵۲۹۶	۶،۱۹۳۷۱
رتبه	۶	۳	۵	۱	۲	۴
Sr	/	۳۷	۳۱	۴۴	۳۷	۴۹
رتبه	/	۳	۵	۲	۳	۱
آزمون آماری	/	+	+	+	+	/



شکل ۹. مقایسه رفتار همگرایی روش ها در حل مسئله ۳

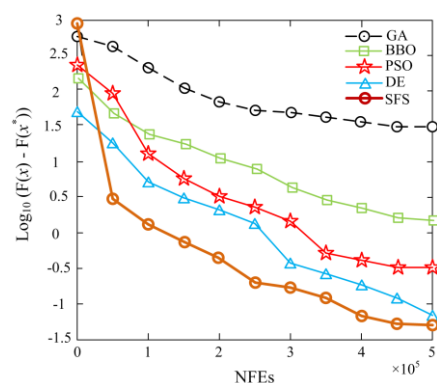
با توجه عملکرد روش ها در جدول ۶، مسئله ۴، از منظر بهترین و میانگین نتایج، الگوریتم BBO به ترتیب بهتر از SFS، DE، PSO، GA عمل می کند. با توجه به زمان اجرا و نرخ موفقیت،

مشاهده می شود که الگوریتم BBO در شاخص های بهترین، میانگین و STD بهتر از به ترتیب DE، PSO و GA بوده است، اما از منظر نرخ موفقیت DE به ترتیب بهتر از BBO، PSO و GA بوده است. از منظر نتایج تست ویلکاکسون، نتایج SFS و BBO دارای اختلاف معناداری نیستند و الگوریتم DE از منظر آماری بهتر از SFS عمل کرده است.

جدول ۴. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم ها در طی ۵۰ اجرا و زمان محاسبات و نرخ موفقیت آنها به منظور حل مسئله نمونه ۲ با ابعاد کوچک

معیار	LINGO	PSO	GA	DE	BBO	SFS
بهترین	۱۲۵۵۴٫۴	۱۲۵۶۲	۱۲۵۶۲،	۱۲۵۶۶،	۱۲۵۵۸،	۱۲۵۵۰،
رتبه	/	۴	۵	۳	۲	۱
میانگین	۱۲۵۵۴٫۴	۱۳۲۱۸،	۱۳۴۷۹،	۱۲۵۹۴،	۱۲۵۸۷،	۱۲۵۵۶،
رتبه	/	۲	۵	۴	۲	۱
STD	/	۲۸،۵۶۲	۳۱،۰۲۰	۲۱،۸۲۳	۱۷،۳۷۱	۱۶،۵۳۶
رتبه	/	۴	۵	۳	۲	۱
زمان	۲۷،۷۹۹۶	۸،۴۷۶۴	۱۵،۷۸۵	۷،۵۵۳۶	۹،۶۵۴۱	۶،۹۶۲۸
رتبه	۶	۳	۵	۲	۴	۱
Sr	/	۳۰	۲۴	۳۴	۳۲	۵۳
رتبه	/	۴	۵	۲	۳	۱
آزمون آماری	/	+	+	//	≅	/

نمودار همگرایی روش ها در حل مسئله ۲ در شکل ۸ مشاهده می شود. بر این اساس، الگوریتم SFS بهتر از GA و BBO و با سرعت مشابه با PSO و DE به مقادیر بهینه تری همگرا شده است. بهتر بودن سرعت همگرایی این روش به دلیل عملکرد جدید پراکنده سازی و الگوی جستجوی آن است، در حالی که روش های دیگر فاقد این مکانیسم هستند.



شکل ۸. مقایسه رفتار همگرایی روش ها در حل مسئله ۲

با توجه به نتایج مسئله ۳ در جدول ۵ بهترین روش از منظر بهترین مقادیر و استحکام پاسخ ها SFS و از منظر میانگین و

با توجه به نتایج گزارش شده در جدول ۷، برتری روش SFS در حل مسئله ۵ مشهود است. میزان موفقیت این الگوریتم در مجموع ۵۰ اجرا به میزان ۱۹٪ بیشتر از BBO در رتبه دوم بوده اما ارزش آماری نتایج آن‌ها یکسان بوده است. از نظر زمان اجرا در مسائل با ابعاد بزرگ، SFS به میزان قابل توجهی سریع‌تر از روش‌های دیگر عمل کرده است.

جدول ۷. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم‌ها در طی ۵۰ اجرا و زمان محاسبات و نرخ موفقیت آن‌ها به منظور حل مسئله نمونه ۵ با ابعاد بزرگ به همراه نتایج آزمون آماری و رتبه الگوریتم‌ها در

هر معیار					
معیار	SFS	BBO	DE	GA	PSO
بهترین	۶۵۶۲۸	۶۸۲۲۴	۶۷۲۳۵	۶۹۴۰۶	۸۱۷۵۰
رتبه	۳	۶	۶	۸	۹
میانگین	۶۵۶۰۲	۶۸۲۴۶	۶۷۲۵۴	۶۹۴۱۲	۸۱۷۵۶
رتبه	۳	۴	۶	۵	۷
STD	۳۵,۰۳۲	۳۸,۹۹۶	۵۶,۸۳۳	۵۱,۳۵۲	۵۲,۶۹۱
رتبه	۱	۲	۵	۳	۴
زمان	۳۲۰۳	۳۷۱۲	۳۶۰۶	۵۱۲۸	۵۰۹۳
رتبه	۱	۳	۲	۵	۴
Sr	۴۸	۲۹	۲۸	۱۷	۲۳
رتبه	۱	۲	۳	۵	۴
آزمون آماری	/	≅	//	+	+

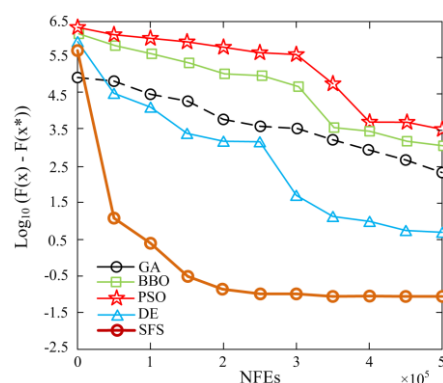
با توجه به شکل ۱۱ که رفتار همگرایی روش‌ها را نشان می‌دهد، SFS می‌تواند زودتر از دیگر روش‌ها و با شتاب بیش‌تری همگرا شود. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که در میانه تکرارها، الگوریتم‌های GA و DE به صورت ناگهانی از بهینه محلی خارج شده‌اند، در حالی که BBO و SFS دچار همگرایی زودرس به نقاط بهینه محلی نشده‌اند.

SFS به میزان ۱۴۳ ثانیه سریع‌تر از DE با رتبه دوم زمانی عمل کرده است. از منظر استحکام، SFS به میزان ۲۴٪ بهتر از دومین روش عمل کرده که موید استحکام بالای این الگوریتم در حل مسائل مقید است. همچنین تست آماری برای همه مقایسه‌ها مثبت بوده است. از منظر انحراف از معیار SFS به طور تقریبی مشابه BBO عمل کرده است.

جدول ۶. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم‌ها در طی ۵۰ اجرا و زمان محاسبات و نرخ موفقیت آن‌ها به منظور حل مسئله نمونه ۴ با ابعاد بزرگ به همراه نتایج آزمون آماری و رتبه الگوریتم‌ها در

هر معیار					
معیار	SFS	BBO	DE	GA	PSO
بهترین	۲۴۹۴۷۶	۲۴۹۱۷۴	۲۵۶۱۹۵	۲۷۳۴۷۶	۲۷۱۰۰۲
رتبه	۲	۱	۳	۵	۴
میانگین	۲۴۹۵۶۶	۲۴۹۴۷۳	۲۵۶۲۵۸	۲۷۳۶۹۱	۲۷۱۰۴۹
رتبه	۲	۱	۳	۵	۴
STD	۲۶,۸۳۶	۲۶,۰۵۳	۵۲,۶۰۷	۴۲,۰۹۰	۴۰,۰۶۲
رتبه	۲	۱	۵	۴	۳
زمان	۱۲۰۱	۱۶۷۳	۱۳۵۴	۱۹۶۰	۱۸۹۴
رتبه	۱	۳	۲	۵	۴
Sr	۶۲	۲۶	۳۸	۱۴	۳۲
رتبه	۱	۴	۲	۵	۳
آزمون آماری	/	+	+	+	+

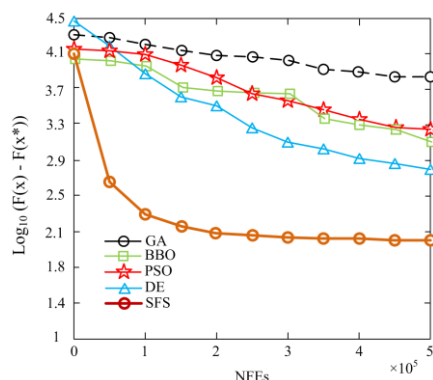
با توجه به رفتار همگرایی گزارش شده در شکل ۱۰، SFS به میزان قابل توجهی سریع‌تر از سایر روش‌هاست. در حالی که DE با نوسان در همگرایی مواجه است، SFS در بیش از نیمی از ارزیابی‌ها به مقادیر بهینه همگرا شده است.



شکل ۱۰. مقایسه رفتار همگرایی روش‌ها در حل مسئله ۴

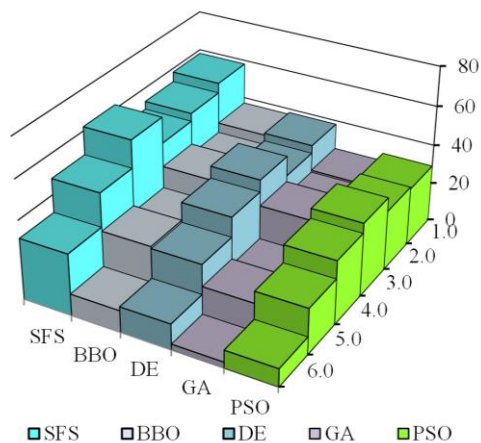
امدادرسانی زمان‌مند بر اساس جستجوی فراکتال

با توجه به شکل ۱۲، عملکرد همگرایی SFS در حل مسئله ۶ به عنوان دشوارترین مسئله حل شده، با اختلاف زیادی سریع‌تر از دیگر روش‌ها بوده است. در حالیکه الگوریتم‌های GA، BBO، PSO و DE به مقادیر زیر بهینه همگرا شده‌اند، در ۲۵ درصد اول تکرارها، به مقادیر بهینه تری همگرا شده و سپس به پایداری رسیده است. این رفتار نشان دهنده کارآمدی بیشتر روش SFS در حل مسائل با ابعاد بزرگ‌تر و مفید است.



شکل ۱۲. مقایسه رفتار همگرایی روش‌ها در حل مسئله ۶

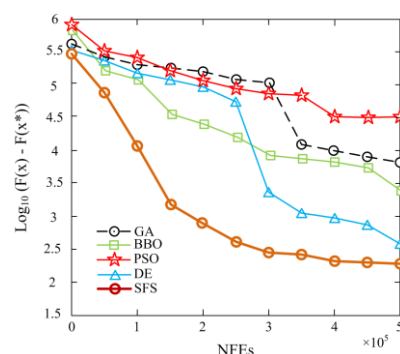
نرخ موفقیت همه الگوریتم‌ها در حل مسائل ۱ الی ۶ در شکل ۱۳ مقایسه شده است. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که استحکام روش مبتنی بر SFS در همه مسائل بهتر از دیگر روش‌ها بوده و با افزایش ابعاد از مسئله ۳ به سمت ۶، نرخ موفقیت الگوریتم به میزان کمتری کاهش می‌یابد.



شکل ۱۳. مقایسه میزان استحکام روش‌های مختلف در حل

مسائل ۱ تا ۶

با توجه به نتایج بدست آمده و تحلیل‌های مقایسه‌ای، می‌توان نتیجه گرفت که رویکرد ارائه شده برای امدادرسانی زمان‌مند به کمک روش پیشنهادی SFS دارای عملکرد و کارایی برتری



شکل ۱۱. مقایسه رفتار همگرایی روش‌ها در حل مسئله ۵

با توجه به نتایج جدول ۸، نتایج SFS از منظر ارجحیت آماری بهتر از روش‌های BBO، GA، PSO و یکسان با DE بوده است. با افزایش ابعاد مسائل زمان محاسباتی همه روش‌ها دچار افزایش می‌شود اما همچنان SFS عملکرد سریع‌تری را نسبت به دیگر روش‌ها ارائه کرده است. از منظر انحراف از معیار، روش‌های BBO، DE، PSO و GA در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند. از منظر بهترین نتایج، SFS اختلاف قابل توجهی با BBO به عنوان رتبه دوم داشته، اما از منظر میانگین نتایج، کارایی BBO اندکی بهتر از SFS بوده است. با این حال، با توجه به نرخ موفقیت ۳۱ درصدی و زمان اجرای سریع‌تر، به عنوان روش بهتری نسبت به سایر روش‌ها شناخته می‌شود.

جدول ۸. بهترین و میانگین نتایج الگوریتم‌ها در طی ۵۰ اجرا و زمان محاسبات و نرخ موفقیت آنها به منظور حل مسئله نمونه ۶ با ابعاد بزرگ به همراه نتایج آزمون آماری و و رتبه الگوریتم‌ها در

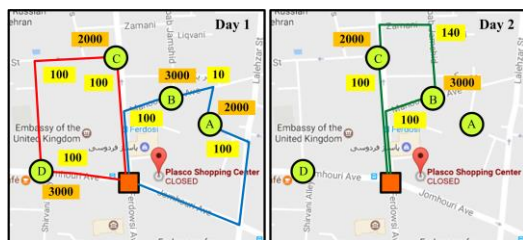
هر معیار

معیار	PSO	GA	DE	BBO	SFS
بهترین	۸۷۱۸۶۹	۵۸۶۳۷۶	۵۶۴۶۸۵	۵۱۰۱۲۰	۵۰۸۲۸۶
رتبه	۵	۴	۳	۲	۱
میانگین	۸۷۱۹۲۵	۵۸۶۴۱۲	۵۶۴۸۲۳	۵۱۰۲۴۳	۵۱۰۳۲۲
رتبه	۵	۴	۳	۱	۲
STD	۶۵,۰۵۴	۶۸,۳۸۲	۶۲,۰۸۹	۴۶,۹۶۰	۴۱,۲۳۵
رتبه	۴	۵	۳	۲	۱
زمان	۴۳۵۳	۴۲۰۲	۳۴۲۱	۲۹۲۴	۲۵۰۲
رتبه	۵	۴	۳	۲	۱
Sr	۹	۳	۱۳	۱۱	۳۱
رتبه	۴	۵	۲	۳	۱
آزمون	+	+	≅	+	/

جدول ۹. جزئیات نیاز روزانه و ظرفیت هر ایستگاه امدادی

شناسه ایستگاه	نیاز روزانه	ظرفیت
A	۱۰۰۰	۵۰۰۰
B	۳۰۰۰	۳۰۰۰
C	۲۰۰۰	۲۰۰۰
D	۱۵۰۰	۴۰۰۰

بر اساس مدل، مقدار اولیه گنجایش برای هر ایستگاه برابر حداکثر سطح انباشت در آن ایستگاه است. هدف از حل مسئله به دست آوردن یک استراتژی توزیع بهینه برای کالاها مورد نیاز به صورت دوره ای و برای ایستگاه های مختلف است. بدین منظور، ایستگاه های فعال، میزان ارسال به هر ایستگاه و مسیرهای لازم برای رساندن کالاها به ایستگاه ها با استراتژی بهینه تعیین شده است. این استراتژی در طی چندین دوره تکرار خواهد شد تا هزینه مجموع عملیات امداد کمینه گردد. برای این سناریو، استراتژی بهینه اینگونه است: در روز نخست، ایستگاه های A و B با یک وسیله و ایستگاه های C و D با وسیله دوم تغذیه می شوند. در روز نخست، با استفاده از حداکثر ظرفیت وسایل امدادی به میزان ۲۰۰۰، ۳۰۰۰ و ۲۰۰۰ واحد کالا به ایستگاه های A، B، C و D ارسال می شوند. در روز دوم، ایستگاه های C و B با یک وسیله نقلیه به میزان ۲۰۰۰ و ۳۰۰۰ واحد تغذیه می شوند، اما نیاز به ارسال کالایی به A و D نیست. بر این مبنا، هزینه روزانه متوسط برابر ۳۸۰ واحد گردید که برابر با میزان بهینه دقیق این سناریو نیز هست. شکل ۱۵ نتایج بهینه روش پیشنهادی را برای روز های اول و دوم نمایش می دهد. در صورتی که برای پارامترهای مدل، داده های واقعی نیز موجود باشند، می توان نتایج بهینه را برای سناریوهای دیگر نیز بدست آورد.



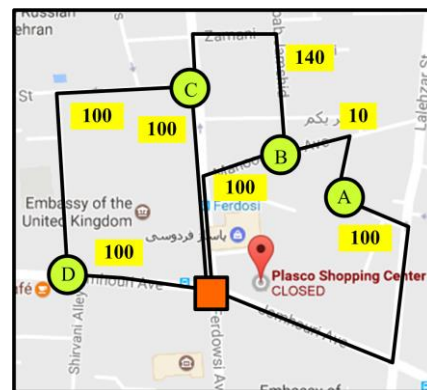
شکل ۱۵. نتایج استراتژی بهینه با الگوریتم پیشنهادی در

روزهای اول و دوم

نسبت به دیگر روش های مورد مقایسه است. چارچوب پیشنهادی می تواند بدون هیچ تغییری در مدل سازی برای سناریوهای مختلف بر اساس نیازها و محدودیت های جدید بازطراحی و به کار گرفته شود.

۶. یک کاربرد عینی

در این بخش، به ارائه نتایج یک مثال عینی از کاربرد مدل IVRP با پارامترهای اصلی در یک سناریوی امدادی فرضی پرداخته شده است. چندی پیش، ساختمان پلاسکو در تهران بر اثر عامل اولیه آتش سوزی به یکباره فرو ریخت. با محصور شدن تعدادی از آتش نشانان در زیرآوار، عامل زمان به یک پارامتر حیاتی در امداد رسانی تبدیل شد. فرض کنید A، B، C و D مجموعه ای از ایستگاه های امدادی برپا شده در خیابان های اطراف ساختمان فرو ریخته پلاسکو در تهران باشند. شکل ۱۴، مجموعه ای از مسیرهای بین سازمان امدادی و ایستگاه ها و مسیرهای بین ایستگاه ها را نشان می دهد. در شکل ۱۴، مثالی از یک سناریوی فرضی با یک سازمان امداد (مربع نارنجی) و ۴ ایستگاه امدادی (دایره سبز) در اطراف ساختمان فرو ریخته پلاسکو نشان داده شده است. شناسه های زرد رنگ نیز بیانگر هزینه مسیرها هستند.



شکل ۱۴. نمایشی از یک سناریوی امدادی فرضی پس از

حادثه سقوط ساختمان پلاسکو تهران

مطابق با مدل اولیه مسئله، هیچ محدودیتی در تعداد وسایل نقلیه امداد رسان وجود ندارد. فرض کنید هر وسیله دارای ظرفیت ۵۰۰۰ واحد کالای امدادی باشد. همچنین، هر ایستگاه نیز دارای گنجایش مشخصی برای کالاها است و میزان کالای انباشته شده در هر ایستگاه نمی تواند بیشتر از حد مشخصی شود. در جدول ۹، مقدار نیاز روزانه و ظرفیت هر ایستگاه نیز گزارش شده است.

۷. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

پیشنهادی، ارائه مدلی جدید با در نظر گرفتن عدم قطعیت جهت استفاده در سناریوهای امدادی است.

برنامه‌ریزی امداد فرآیندی ضروری و دارای طبیعتی زمان‌مند است. در این پژوهش، الگوریتم جستجوی فراکتال تصادفی بهبود داده شد و برای حل مسئله مسیریابی موجودی با وضعیت چند دوره‌ای و چند کالایی به منظور کمینه‌سازی همه هزینه‌های امدادرسانی مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور، الگوریتم SFS بر اساس نتایج آماری، سرعت همگرایی، نرخ موفقیت و زمان محاسبات در حل مسائل با ابعاد مختلف و در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های موفق در تحقیقات پیشین نظیر BBO، PSO، DE و GA مورد بررسی واقع گردید. نتایج بدست آمده نشان دهنده برتری کارایی الگوریتم پیشنهادی در یافتن پاسخ‌های بهینه بود. مقایسه نتایج نشان داد که الگوریتم مطرح شده نسبت به دیگر روش‌ها از منظر شاخص‌های مختلف برتر است. با توجه به نتایج، رویکرد توسعه‌یافته می‌تواند به عنوان الگوریتمی با کارایی و سرعت محاسباتی بالا در حل مسائل IRP و سناریوهای امدادی با ابعاد بزرگ به کار گرفته شود. با نظر به زیرساخت‌های نرم‌افزاری در ایران، رهیافت پیشنهادی می‌تواند تأثیر به‌سزایی در ارتقاء بهره‌وری ماموریت‌های امدادی و به تبع آن کاهش هزینه‌ها و زمان داشته باشد. در تحقیقات آتی، می‌توان به حل مسئله پرداخت در شرایطی که کمبود کالاها و امدادی نیز در قیود لحاظ شده باشد. همچنین می‌توان مدل‌سازی را برای سناریوهایی توسعه داد که امکان ارسال چند وسیله امدادرسان به یک ایستگاه امدادی در هر دوره زمانی وجود دارد.

۸. پی‌نوشتها

1. Inventory routing problem
2. Vehicle routing problem
3. Coelho
4. Bertazzi
5. Andersson
6. Zachariadis
7. Yee Ming Chen
8. Lin
9. Yu
10. Pan
11. Levy flight
12. Diffusion limited aggregation
13. Stochastic fractal search
14. Scattered crossover
15. Particle swarm optimization
16. Differential evolution
17. Genetic algorithm
18. Hugs 98: <http://haskell.org/hugs>
19. Taguchi
20. Elite count
21. Capacitated vehicle routing problem (CVRP)
22. Vehicle routing datasets: <https://www.coin-or.org/SYMPHONY/branchandcut/VRP/data/index.htm>
23. Robustness
24. Wilcoxon signed ranks test

۶. مراجع

-Andersson, H., Hoff, A., Christiansen, M., Hasle, G. and Løkketangen, A. (2010) "Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing." *Computers and Operations Research*, Vol. 37, No. 9, pp. 1515-1536.

-Aziz, N. and Mom, N. (2007) "Genetic algorithm based approach for the multi product multi period inventory routing problem", Paper presented at the 2007 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management.

در این تحقیق، به توسعه یک الگوریتم جدید بر مبنای الگوریتم جستجوی فراکتال و به کارگیری آن در مسئله مسیریابی امدادی در مقایسه با پنج الگوریتم موفق پرداخته شد. در تحقیقات آتی می‌توان به روش‌های دیگری برای بهبود این الگوریتم پرداخت. همچنین می‌توان به بررسی عملکرد این الگوریتم در حل دیگر مسائل مسیریابی در سناریوهای واقعی امداد پرداخت. با توجه به نتایج الگوریتم پیشنهادی، می‌توان انتظار داشت که این الگوریتم برای نمونه‌های دیگر مسئله مسیریابی همچون مسیریابی با پنجره‌های زمانی نیز با کارایی بالا عمل نماید. همچنین، می‌توان کارایی روش SFS را برای حل سایر مسائل مطرح در علوم و مهندسی بررسی کرد. از دیگر کارهای

- Guo, S.-M., and Yang, C.-C. (2015) "Enhancing differential evolution utilizing eigenvector-based crossover operator", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 19, No. 1, pp. 31-49.
- Hemmati, A., Hvattum, L. M., Christiansen, M. and Laporte, G. (2016) "An iterative two-phase hybrid matheuristic for a multi-product short sea inventory-routing problem", European Journal of Operational Research, Vol. 252, No. 3, pp. 775-788.
- Heidari, A. A., Abbaspour, R. A., & Jordehi, A. R. (2017). "An efficient chaotic water cycle algorithm for optimization tasks", Neural Computing and Applications, Vol. 28, No. 1, pp. 57-85.
- Heidari, A. A., & Pahlavani, P. (2017). "An efficient modified grey wolf optimizer with Lévy flight for optimization tasks", Applied Soft Computing, Vol. 60, pp. 115-134.
- Hossein Mirzaei, A., Nakhai Kamalabadi, I. and Zegordi, S. H. (2012) "A new algorithm for solving the inventory routing problem with direct shipment." Journal of Production and Operations Management, Vol. 2, No. 1, pp. 1-28.
- Lenstra, J. K. and Kan, A. (1981) "Complexity of vehicle routing and scheduling problems", Networks, Vol. 11, No. 2, pp. 221-227.
- Li, J., Chen, H. and Chu, F. (2010) "Performance evaluation of distribution strategies for the inventory routing problem", European Journal of Operational Research, Vol. 202, No. 2, pp. 412-419.
- Lin, C., Choy, K. L., Ho, G. T., Chung, S. and Lam, H. (2014) "Survey of green vehicle routing problem: past and future trends", Expert Systems with Applications, Vol. 41, No. 4, pp. 1118-1138.
- Liu, B. and Jin, N. (2015) "An application of lingo software to solve dynamic programming problem in the field of environmental protection", Paper presented at the 2015 IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC).
- Bertazzi, L., Savelsbergh, M. and Speranza, M. G. (2008) "Inventory routing The vehicle routing problem: latest advances and new challenges", Springer, pp. 49-72.
- Campbell, A. M. and Hardin, J. R. (2005) "Vehicle minimization for periodic deliveries", European Journal of Operational Research", Vol. 165, No. 3, pp. 668-684.
- Chitsaz, M., Divsalar, A. and Vansteenwegen, P. (2016) "A two-phase algorithm for the cyclic inventory routing problem." European Journal of Operational Research, Vol. 254, No. 2, pp. 410-426.
- Coelho, L. C., Cordeau, J.-F. and Laporte, G. (2013) "Thirty years of inventory routing." Transportation Science, Vol. 48, No. 1, pp. 1-19.
- Dror, M., Ball, M. and Golden, B. (1985) "A computational comparison of algorithms for the inventory routing problem." Annals of Operations Research, Vol. 4, No. 1, pp. 1-23.
- Espancia-Alcazar, A. I., Lluch-Revert, L., Cardos, M., Sharman, K. and Merelo, J. (2007) "Configuring an evolutionary tool for the Inventory and Transportation Problem", Paper presented at the Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation.
- Federgruen, A. and Simchi-Levi, D. (1995) "Analysis of vehicle routing and inventory-routing problems", Handbooks in Operations Research and Management Science, Vol. 8, pp. 297-373.
- Ghaffarzadeh, N. and Sadeghi, H. (2016) "A new efficient BBO based method for simultaneous placement of inverter-based DG units and capacitors considering harmonic limits", International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Vol. 80, pp. 37-45.
- Golden, B. L., Raghavan, S. and Wasil, E. A. (2008) "The vehicle routing problem: latest advances and new challenges", Vol. 43, Springer Science and Business Media.

- Salimi, H. (2015) "Stochastic fractal search: a powerful metaheuristic algorithm", Knowledge-Based Systems, Vol. 75, pp. 1-18.
- Soysal, M., Bloemhof-Ruwaard, J. M., Haijema, R. and van der Vorst, J. G. (2016) "Modeling a green inventory routing problem for perishable products with horizontal collaboration", Computers and Operations Research, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2016.02.003>.
- Van Anholt, R. G., Coelho, L. C., Laporte, G. and Vis, I. F. (2016) "An inventory-routing problem with pickups and deliveries arising in the replenishment of automated teller machines", Transportation Science, Vol. 50, No. 3, pp. 1077-1091.
- Zachariadis, E. E., Tarantilis, C. D. and Kiranoudis, C. T. (2009) "An integrated local search method for inventory and routing decisions", Expert Systems with Applications, Vol. 36, No. 7, pp. 10239-10248.
- Zhao, Q.-H., Chen, S. and Zang, C.-X. (2008) "Model and algorithm for inventory/routing decision in a three-echelon logistics system", European Journal of Operational Research, Vol. 191, No. 3, pp. 623-635.
- Zheng, Y.-J., Chen, S.-Y. and Ling, H.-F. (2015) "Evolutionary optimization for disaster relief operations: a survey", Applied Soft Computing, Vol. 27, pp. 553-566.
- Zheng, Y.-J. and Ling, H.-F. (2013) "Emergency transportation planning in disaster relief supply chain management: a cooperative fuzzy optimization approach", Soft Computing, Vol. 17, No. 7, pp. 1301-1314.
- Mirzapour Al-e-hashem, S. and Rekik, Y. (2014) "Multi-product multi-period Inventory Routing Problem with a transshipment option: A green approach", International Journal of Production Economics, Vol. 157, pp. 80-88.
- Moin, N. H., Salhi, S. and Aziz, N. (2011) "An efficient hybrid genetic algorithm for the multi-product multi-period inventory routing problem", International Journal of Production Economics, Vol. 133, No. 1, pp. 334-343.
- Pan, Z., Tang, J. and Fung, R. Y. (2009) "Synchronization of inventory and transportation under flexible vehicle constraint: A heuristics approach using sliding windows and hierarchical tree structure", European Journal of Operational Research, Vol. 192, No. 3, pp. 824-836.
- Park, Y.-B., Yoo, J.-S. and Park, H.-S. (2016) "A genetic algorithm for the vendor-managed inventory routing problem with lost sales", Expert Systems with Applications, Vol. 53, pp. 149-159.
- Qin, Q., Cheng, S., Zhang, Q., Wei, Y. and Shi, Y. (2015) "Multiple strategies based orthogonal design particle swarm optimizer for numerical optimization", Computers and Operations Research, Vol. 60, pp. 91-110.
- Reeves, C. R. (1995) "A genetic algorithm for flowshop sequencing", Computers and Operations Research, Vol. 22, No. 1, pp. 5-13.
- Roldán, R. F., Basagoiti, R. and Coelho, L. C. (2016) "Robustness of inventory replenishment and customer selection policies for the dynamic and stochastic inventory-routing problem", Computers and Operations Research, Vol. 74, pp. 14-20.

علی اصغر حیدری، رحیم علی عباسپور

علی اصغر حیدری، درجه کارشناسی در رشته مهندسی نقشه برداری را در سال ۱۳۹۱ از دانشگاه تهران و درجه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی نقشه برداری - GIS در سال ۱۳۹۴ را از دانشگاه تهران اخذ نمود. در سال ۱۳۹۴ موفق ورود به دوره دکتری در رشته مهندسی نقشه برداری-GIS دانشگاه تهران گردید. زمینه های پژوهشی مورد علاقه ایشان یادگیری ماشین، بهینه سازی مکانی، الگوریتم های مبتنی بر خرد جمعی، مسیریابی، پیش بینی آلودگی هوا و محاسبات تکاملی بوده و در حال حاضر دانشجوی دوره دکتری در رشته مهندسی نقشه برداری-GIS دانشگاه تهران پردیس دانشکده های فنی است.



رحیم علی عباسپور، درجه کارشناسی در رشته مهندسی نقشه برداری را در سال ۱۳۷۹ از دانشگاه تهران و درجه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی نقشه برداری - GIS در سال ۱۳۸۱ را از دانشگاه تهران اخذ نمود. در سال ۱۳۸۹ موفق به کسب درجه دکتری در رشته مهندسی نقشه برداری-GIS از دانشگاه تهران گردید. زمینه های پژوهشی مورد علاقه ایشان داده کاوی مکانی-زمانی، بهینه سازی مکانی، اطلاعات مکانی داوطلبانه، خدمات مکان مبنا (LBS) و محاسبات هندسی بوده و در حال حاضر عضو هیات علمی با مرتبه استادیار در پردیس دانشکده های فنی دانشگاه تهران است.

