

مکان‌یابی مراکز بیمارستان با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی مطالعه موردی: منطقه دو تهران

مهرداد کاوه^۱

محمدسعدی مسگری^۲

تاریخ دریافت مقاله: ۹۷/۰۲/۲۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۰۶/۰۴

چکیده

وجود مراکز بهداشتی و بیمارستان‌ها در تمام جوامع ضروری است و مکان‌یابی و تخصیص جمعیت به آن‌ها یک مسئله بهینه‌سازی مهم در برنامه‌ریزی شهری می‌باشد. هدف از این پژوهش، مقایسه و ارزیابی عملکرد الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی برای تعیین مکان بهینه مراکز بیمارستان و تخصیص نقاط جمعیتی به آن‌ها می‌باشد. به منظور محدود کردن فضای جستجو، از قابلیت‌های تجزیه و تحلیل سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) به همراه تحلیل سلسله مراتبی برای انتخاب سایت‌های نامزد استفاده شده است. سپس الگوریتم‌های نام برده برای تعیین شش مکان بهینه و تخصیص بلوک‌های نظیر به آن‌ها پیاده‌سازی شده‌اند. در این تحقیق هدف به حداقل رساندن مجموع تمام فاصله‌های بین مراکز بیمارستانی و بلوک‌های جمعیتی می‌باشد که برای این منظور از توسعه الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با تعریف جستجوی همسایگی برای ذره نخبه، استفاده شده است. برای کالیبره کردن پارامترهای هر یک از الگوریتم‌ها، مجموعه‌ای از داده‌های شبیه‌سازی منظم به کار رفته است. با در دست داشتن مقادیر مناسب برای پارامترها، الگوریتم‌ها بر روی داده‌های واقعی از منطقه مطالعاتی مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج نشان داده است که الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی دارای عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک می‌باشد. روند همگرایی الگوریتم ازدحام ذرات ترکیبی، سریع‌تر از الگوریتم ژنتیک می‌باشد. هر دو الگوریتم سطوح بالایی از تکرارپذیری را نشان داده‌اند؛ اما الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی دارای ثبات بیشتری است. هم‌چنین برای هر دو نوع داده شبیه‌سازی و واقعی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی سریع‌تر از الگوریتم ژنتیک عمل می‌کند. سادگی و تکرارپذیری الگوریتم‌ها از عوامل مهمی می‌باشند که از نقطه نظر کاربر بسیار مهم است. بنابراین با توجه به این معیارها، بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی مطلوب‌تر از ژنتیک بوده است.

واژه‌های کلیدی: مکان‌یابی بیمارستان، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی، سیستم اطلاعات مکانی و تحلیل سلسله مراتبی.

۱- دانشجوی دکتری سیستم اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی m.kaveh11@email.kntu.ac.ir
۲- دانشیار گروه سیستم اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی (نویسنده مسئول) mesgari@kntu.ac.ir

۱- مقدمه

مقایسه و ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های GA و HPSO برای مسئله مکان‌یابی و تخصیص می‌باشد. همچنین نحوه تأثیر جستجوی همسایگی برای الگوریتم HPSO، از انگیزه‌های دیگر این تحقیق می‌باشد. برای رسیدن به اهداف فوق، ابتدا مراکز نامزد که شرایط اولیه برای ایجاد مراکز بیمارستان را دارند، با استفاده از قابلیت‌های تجزیه و تحلیل GIS و روش تحلیل سلسله مراتبی به دست آمده‌اند. سپس الگوریتم‌های فراابتکاری GA و HPSO برای انتخاب مراکز نهایی میان مراکز نامزد و تخصیص بلوک‌های جمعیتی به آن مراکز استفاده شده‌اند. در این تحقیق پارامترهای الگوریتم‌ها با استفاده از یک مجموعه داده شبیه‌سازی منظم کالیبره شده است. پس از آن، هر دو الگوریتم با استفاده از داده‌های واقعی از منطقه مورد مطالعه، مقایسه و ارزیابی شده‌اند. بخش‌های دیگر این مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در ادامه تاریخچه‌ای از کارهای انجام شده در زمینه مکان‌یابی و تخصیص و دلایل اصلی انگیزه‌های این تحقیق بررسی می‌شود. بخش دوم در ارتباط با روش انجام تحقیق و فرموله‌سازی مسئله می‌باشد. در بخش سوم نحوه انتخاب مراکز کاندید و ویژگی‌های شهر تهران از جمله جمعیت و منابع داده مورد استفاده در این پژوهش توضیح داده می‌شود. بخش چهارم شامل نتایج، مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌ها بر روی دو مجموعه داده شبیه‌سازی و واقعی می‌باشد؛ و در بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادهای این تحقیق ارائه شده است.

چنانچه بخواهیم مروری بر ادبیات پژوهش داشته باشیم، باید گفت که اولین بار کوپر مسئله مکان‌یابی و تخصیص را فرموله کرده است (Cooper, 1963, 331-343). تحقیقات زیادی در استفاده از بهینه‌سازی در زمینه مکان‌یابی و تخصیص برای مسائل مختلف انجام شده است. لی و همکاران با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهبودیافته، مسئله بهینه‌سازی چندهدفه تخصیص کاربری اراضی در کانادا را مدل‌سازی کرده‌اند (Li et al, 2016, 184-194). قادری و همکاران با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی، مسئله

با توجه به افزایش تقاضا تولیدشده توسط رشد جمعیت، مدت زیادی است که برنامه‌ریزان شهری بر روی مسئله مکان‌یابی و تخصیص امکانات بهداشتی و درمانی از جمله بیمارستان کار می‌کنند. اساساً مکان‌یابی و تخصیص بیمارستان، برای اطمینان از خدمات بهداشتی مناسب و جامع و همچنین کاهش هزینه‌های استقرار برنامه‌ریزی می‌شود و عدم انتخاب محل بهینه برای تأسیس مراکز درمانی مشکلاتی را ایجاد خواهد کرد که در سال‌های اخیر در شهرهای توسعه‌یافته مشاهده شده است (Zhang et al, 2016, 220-230).

مسئله مکان‌یابی و تخصیص با توجه به تئوری پیچیدگی محاسباتی در طبقه مسائل NP-Hard¹ قرار می‌گیرد و یک مسئله بهینه‌سازی پیچیده با اهداف و جنبه‌های متعدد و گاه متضاد است (Khehra et al, 2016, 1-14). در این‌گونه مسائل با افزایش اندک حجم داده‌های ورودی، فضای مسئله و در نتیجه نرخ رشد زمان حل مسئله افزایش می‌یابد. منابع مختلفی از پیچیدگی مسائل مکان‌یابی و تخصیص توسط محققان گزارش شده است (Saeidian et al, 2016, 94-107; Zheng et al, 2013, 1301-1314). در این مسائل به‌کارگیری روش‌ها و الگوریتم‌های قطعی به دلیل زمان محاسباتی طولانی، ناکارآمد خواهد بود. بنابراین روش‌هایی باید ارائه شوند که در مدت زمان معقول بتوانند راه‌حل مطلوب را پیدا کنند و در فضاهای بزرگ‌تر مسئله را حل نمایند. یکی از این روش‌ها، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری و هوش جمعی می‌باشد (Arnaout et al, 2013, 45).

در این مقاله، از الگوریتم‌های ژنتیک^۲ و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی^۳ همراه با سیستم اطلاعات جغرافیایی^۴ و تحلیل سلسله مراتبی^۵ برای انتخاب سایت‌های مناسب بیمارستان و تخصیص نقاط تقاضا به این مراکز، در منطقه دو تهران استفاده شده است. هدف اصلی این تحقیق

1- Non-deterministic Polynomial-time hard

2- Genetic Algorithm (GA)

3- Hybrid Particle Swarm Optimization (HPSO)

4- Geospatial Information System (GIS)

5- Analytic Hierarchy Process (AHP)

صحت بالاتر از روش AHP برای انتخاب مراکز اولیه استفاده شده است.

در بسیاری از مطالعات مانند-*(Shariff et al, 2010, 1000-1010; Zhang et al, 2016, 220-230; Li et al, 2016, 184-194; Steiner et al, 2015, 53-64; Elkady et al, 2016, 117-133)* و PSO برای مسائل مکان‌یابی و تخصیص مورد مطالعه قرار گرفته است. در هیچ کدام از متون ذکر شده، دو الگوریتم مقایسه نمی‌شوند. مقایسه و ارزیابی دو الگوریتم در *(Khehra et al, 2016, 1-14; Clarke et al, 2014, 81-90; Mahar et al, 2012, 284-294; Ramli et al, 2016, 652-662; Wong et al, 2013, 1391-1399)* مسائل مختلف صورت گرفته است. نتایج گاهی اوقات مختلف و حتی متناقض است.

به‌عنوان مثال، *(Mahar et al, 2012, 284-294; Wong et al, 2013, 1391-1399)* برتری نتایج GA بر PSO دلالت دارد، در حالی که نتایج حاصل از *(Khehra et al, 2016, 1-14; Clarke et al, 2014, 81-90)* برتری PSO نسبت به GA را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، هیچ یک از این مقایسه‌ها به مکان‌یابی و تخصیص و مدیریت مراکز بهداشتی از جمله بیمارستان مربوط نمی‌باشد. در واقع مقایسه قابلیت‌های این دو الگوریتم برای مسئله مکان‌یابی و تخصیص بیمارستان در کار محققان قبلی دیده نشده است.

منبع دیگر کنجاوی این است که این دو الگوریتم از لحاظ مفهومی مشابه و قابل مقایسه می‌باشند. به این معنا که هر دو فناوری هوشمند، روش‌های جستجوی مبتنی بر جمعیت می‌باشند؛ یعنی در یک تکرار از یک جمعیت اولیه به مجموعه‌ای از جمعیت دیگر، با استفاده از ترکیبی از قوانین قطعی و احتمالی حرکت می‌کنند. مفهوم اکتشاف توسط اپراتور جهش در GA و حرکت اینرسی در الگوریتم PSO که مشابه هم هستند، اجرا شده است. علاوه بر این، هر دو الگوریتم از مفهوم نخبه‌گرایی استفاده می‌کنند. در GA نخبگان شانس بیشتری برای والد شدن دارند و به‌طور مشابه تمامی ذرات در PSO به سمت ذرات نخبه حرکت می‌کنند

(Hassan et al, 2005, 1897)

مکان‌یابی و تخصیص پیوسته را فرموله کرده‌اند و نتایج را با PSO کلاسیک مقایسه کرده‌اند که به‌مراتب بهتر بوده است *(Ghadery et al, 2012, 421-439)*. در زمینه بهینه‌سازی برای مکان‌یابی و تخصیص مراکز بهداشتی و بیمارستان‌ها، بسیاری از الگوریتم‌ها و روش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. ژانگ و همکاران الگوریتم ژنتیک چندهدفه‌ای را برای بهینه کردن مراکز مراقبت‌های بهداشتی و درمانی جدید در هنگ‌کنگ پیاده‌سازی کرده‌اند. آن‌ها چهار هدف بیشترین دسترسی و دسترسی کلی، بیشترین عدالت اجتماعی و کمترین هزینه ساخت مراکز را مدل‌سازی کرده‌اند *(Zhang et al, 2016, 220-230)*. شریف و همکاران با استفاده از یک راه‌حل جدید بر اساس الگوریتم ژنتیک، مسئله مکان‌یابی حداکثر پوشش برای امکانات بهداشتی و درمانی در مالزی را مدل‌سازی کرده‌اند. نتایج الگوریتم ژنتیک با نتایج به‌دست آمده از CPLEX مقایسه شده که به‌مراتب بهتر بوده است *(Shariff et al, 2010, 1000-1010)*. اشتاینر و همکاران یک الگوریتم ژنتیک چندهدفه را برای بهبود سیستم مراقبت‌های بهداشتی و درمانی موجود در پارانای برزیل به‌کار برده‌اند *(Steiner et al, 2015, 53-64)*. الکیدو و همکاران از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهبودیافته برای مسئله مکان‌یابی حداکثر پوشش استفاده کرده‌اند و نتایج آن را با نرم‌افزار GAMS مقایسه کرده‌اند که بسیار بهتر بوده است *(Elkady et al, 2016, 117-133)*.

هم‌چنین مطالعات زیادی در زمینه مکان‌یابی بیمارستان از ترکیب سیستم اطلاعات جغرافیایی با روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره انجام شده است *(Vahidnia et al, 2009, 3048-3056; Senvar et al, 2016, 1140-1145; Öniüt et al, 2010, 1973-1980)*. به‌کارگیری آنالیزهای مختلف برای تعیین مکان‌های اولیه به‌عنوان مراکز کاندید برای ورود به بخش بهینه‌سازی از اهمیت بالایی برخوردار است. به‌طوری‌که دقت و صحت خروجی اصلی برنامه پیشنهادی، به این بخش مربوط می‌باشد.

از این رو در این مطالعه برای یک برآورد با دقت و

۲- روش انجام تحقیق

مراکز بیمارستانی مورد نیاز لازم است بر اساس تحلیل عواملی مانند جمعیت، مساحت و میزان بودجه و تجهیزات تعریف شود. در این تحقیق بدون انجام چنین مطالعاتی، تعداد شش مرکز جدید در نظر گرفته شده است. بنابراین یک کروموزوم به عنوان یک آرایه شش تایی متشکل از مراکز نامزد بدون هیچ تکراری تعریف شده است (نگاره ۱). برای تولید جمعیت اولیه، تعدادی از کروموزومها به صورت تصادفی تولید می شوند. در موارد زیر، مراحل اصلی در طراحی الگوریتم GA توصیف می شود.

در یک مسئله بهینه سازی، هدف پیدا کردن یک راه حل در فضای جستجو می باشد که یک یا چند تابع هزینه را بهینه نماید. حل مسائل بهینه سازی پیچیده با استفاده از روش مستقیم و ریاضی غیرممکن یا بسیار وقت گیر است. روش های فراابتکاری در مدت زمان معقول می توانند جواب نزدیک به راه حل مطلوب را پیدا کنند (Saeidian et al, 2016, 94-107). در این بخش، مفاهیم اولیه الگوریتم های GA و HPSO و نحوه فرموله سازی آنها، توضیح داده خواهد شد.

| | | | | | |
|----|----|---|----|----|----|
| ۱۲ | ۵۶ | ۶ | ۶۶ | ۸۷ | ۴۵ |
|----|----|---|----|----|----|

نگاره ۱: کدگذاری یک جواب مسئله در قالب کروموزوم

۲-۱-۱-۱-۱- تعریف تابع بهینگی

هدف از این بهینه سازی، پیدا کردن ترکیبی از شش مرکز در میان ۶۷۵ سایت های نامزد با بهترین پوشش بلوکها در منطقه مورد مطالعه است. تابع بهینگی به عنوان مجموع تمام فاصله های بین بلوکها و نزدیک ترین مراکز به آنها در نظر گرفته شده است. تعداد ۱۰ بیمارستان در منطقه مطالعاتی وجود دارد و تعداد ۶ مرکز جدید برای تخصیص بهتر نقاط جمعیتی مکان یابی می شود. در رابطه (۱) تابع بهینگی مسئله ارائه شده است که هدف کمینه کردن آن است.

$$Fitness = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n D_{ij} \quad (1)$$

که در آن، j شماره یک مرکز و i بلوک اختصاص داده شده به آن، D_{ij} فاصله بین مراکز و بلوکهای اختصاص داده شده به آنها می باشد.

۲-۱-۱-۲- انتخاب والد

برای انتخاب والدین از روش چرخ رولت استفاده شده است. در این روش، کروموزومی که تابع بهینگی بهتری دارد، شانس بیشتری برای انتخاب دارد. احتمال انتخاب با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می شود.

۲-۱- الگوریتم ژنتیک (GA)

ژنتیک از جمله روش های بهینه سازی است که اولین بار در سال ۱۹۷۵ به وسیله هولند مطرح شده است و در واقع یک شبیه سازی مجازی از نظریه تکامل تدریجی داروین می باشد (Holland, 1992).

این الگوریتم در هر تکرار محاسباتی روی جمعیتی از کروموزومها عمل کرده و تغییرات تصادفی بر روی آنها از طریق اعمال عملگرهای انتخاب، ادغام و جهش ایجاد می کند. به این صورت که ابتدا کروموزومهای والد برای تولید مثل انتخاب می شوند و سپس با استفاده از عملگر ترکیب فرزندان به وجود می آیند و برای جستجوی کامل فضای مسئله، عملگر جهش بر روی آنها به کار برده می شود. در نهایت جواب های مختلف به دست آمده از نظر عملکرد بر اساس تابع هدف ارزیابی می شوند و بهترین کروموزوم به عنوان جواب مسئله ذخیره خواهد شد (Saeidian et al, 2016, 94-107).

۲-۱-۱-۲- فرموله سازی مسئله در الگوریتم ژنتیک

تعریف یک راه حل در قالب کروموزوم یکی از مراحل اصلی در بهینه سازی با استفاده از روش GA می باشد. در این تحقیق، تعداد ژن در هر کروموزوم، بیانگر تعداد مراکز مورد نیاز بوده و هر ژن مبین یک مرکز می باشد. تعداد

می باشد و نسل جدیدی از کروموزومها ایجاد شده است. تمامی جوابها به ترتیب اهمیت تابع بهینگی مرتب می شوند. کروموزوم با بهترین تابع بهینگی به عنوان جواب مسئله ذخیره می شود. هم چنین تعدادی کروموزوم به عنوان جوابهای نخبه وارد نسل بعدی می شوند. شرط پایان حلقه الگوریتم می تواند رسیدن به یک مقدار از پیش تعریف شده، ثبات در تابع بهینگی، تعدادی اجرای مشخص، زمان اجرای خاص و یا ترکیبی از اینها باشد. در اینجا، تعداد اجرای مشخص برای پایان الگوریتم استفاده شده است.

۲-۲- الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات ترکیبی

الگوریتم PSO یک روش بهینه سازی سراسری است که اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط راسل ابرهارت و جیمز کندی بر اساس رفتار جمعی پرندگان و ماهیها مطرح شده است (Hassan et al, 2005, 1897).

PSO همانند الگوریتمهای هوش جمعی، مبتنی بر جمعیت می باشد که می تواند مسائلی که جواب آنها در یک فضای n بعدی است را حل کند. در چنین فضایی، فرضیاتی مطرح می شود و یک سرعت ابتدایی به ذرات اختصاص داده می شود. ذرات در فضای پاسخ حرکت می کنند و نتایج حاصل بر مبنای یک «ملاک شایستگی» پس از هر بازه زمانی محاسبه می شوند. سرعت ذرات طبق رابطه (۳) به روزرسانی می شود.

$$V_{id}(t+1) = \alpha V_{id}(t) + \beta \text{rand}(0, \varphi_1)(P_{id}(t) - X_{id}(t)) + \beta \text{rand}(0, \varphi_2)(P_{gd}(t) - X_{id}(t)) \quad (3)$$

که در آن، $V_{id}(t)$ سرعت فعلی ذره در بعد d ، α ضریب اینرسی، $\beta \text{rand}(0, \varphi_1)$ یک عدد تصادفی بین صفر و φ_1 ، $P_{id}(t)$ بهترین تجربه شخصی ذره، $\beta \text{rand}(0, \varphi_2)$ یک عدد تصادفی بین صفر و φ_2 ، $P_{gd}(t)$ بهترین تجربه همسایه های ذره، $X_{id}(t)$ موقعیت فعلی ذره در بعد d و $V_{id}(t+1)$ سرعت جدید ذره در بعد d می باشد.

$$P_r = \frac{F(X_r)}{\sum_{k=1}^n F(X_k)} \quad (2)$$

که در آن، P_r احتمال انتخاب کروموزوم r ، $F(x)$ تابع بهینگی کروموزوم r و n تعداد کل کروموزومها می باشد.

۲-۱-۱-۳- عملگر ترکیب

در این مسئله از ترکیب تک نقطه ای استفاده شده است. پس از انتخاب دو والد، ابتدا بر اساس نرخ ترکیب، احتمال اجرای آن بررسی می شود و سپس با تعیین نقطه تقاطع، فرایند ترکیب همانند نگاره ۲ صورت می گیرد.

| | | | | | | |
|----------|----|----|----|----|----|----|
| والد اول | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۶ | ۵۶ | ۱۲ |
| والد دوم | ۱۳ | ۹۸ | ۲۴ | ۵۴ | ۶۹ | ۱ |

| | | | | | | |
|-----------|----|----|----|----|----|----|
| فرزند اول | ۱۳ | ۹۸ | ۲۴ | ۶ | ۵۶ | ۱۲ |
| فرزند دوم | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۵۴ | ۶۹ | ۱ |

نگاره ۲: ترکیب تک نقطه ای

۲-۱-۱-۴- عملگر جهش

برای هر کروموزوم حاصل از یک تقاطع، یک عدد تصادفی بین صفر و یک تولید شده و اگر این عدد کوچکتر از نرخ جهش باشد، یکی از ژنها در کروموزوم به صورت تصادفی انتخاب می شود و با یک مرکز از مراکز کاندید که در کروموزوم مربوطه نیست، تعویض خواهد شد. در نگاره ۳ نمونه ای از فرایند جهش نشان داده شده است.

| | | | | | | |
|-----------|----|----|----|----|----|----|
| کروموزوم | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۶ | ۵۶ | ۱۲ |
| جهش یافته | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۹۸ | ۵۶ | ۱۲ |

نگاره ۳: عملگر جهش

۲-۱-۱-۵- مرتب کردن راه حلها بر اساس تابع

بهینگی، انتخاب نخبگان و شرط خاتمه تکمیل مراحل فوق، یک اجرای کامل از الگوریتم

۲-۲-۱- فرموله سازی مسئله در HPSO

تعریف یک ذره در الگوریتم HPSO همانند تعریف کروموزوم در الگوریتم GA می باشد. همچنین تعریف تابع بهینگی، تولید جمعیت اولیه و شرط خاتمه نیز همانند الگوریتم GA اعمال شده است.

۲-۲-۱-۱- به روزرسانی حرکت

این مرحله خود از چهار زیر بخش تشکیل شده است که عبارتند از: درصدی از ادامه حرکت قبلی، حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی، حرکت به سمت بهترین تجربه عمومی و جستجوی همسایگی برای ذره نخبه. پس از تولید جمعیت اولیه بهترین تجربه شخصی ذرات خودشان می باشند. همچنین بهترین ذره در کل جمعیت با توجه به تابع بهینگی ذرات تعیین می شود. سپس جستجوی همسایگی برای بهترین ذره انجام می گیرد. قابل ذکر است که به دلیل تعریف نوع ذره و فضای جستجوی گسسته در این مسئله، الگوریتم در یک تکرار از حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی و در تکراری دیگر از حرکت به سمت بهترین تجربه عمومی الهام گرفته است. در برخی از تکرارها هم از هر دو نوع حرکت استفاده شده است.

۲-۲-۱-۱-۱- جستجوی همسایگی برای ذره نخبه

پس برای تعیین بهترین ذره در هر نسل و قبل از حرکت تمام ذرات، ابتدا جستجوی همسایگی اجرا می شود. در این تحقیق جستجوی همسایگی به این معنا می باشد که موقعیت مکانی یک مرکز که کمترین فاصله را با مراکز دیگر دارد، حذف شده و یک مرکز دیگر جایگزین آن شود و اگر تابع بهینگی بهتر شده باشد، جایگزین ذره نخبه خواهد شد.

۲-۲-۱-۱-۲- ادامه حرکت قبلی (حرکت اینرسی)

در اینجا برای مدل سازی این حرکت از عملگر جهش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. تأثیر این حرکت هم متناسب با ضریب اینرسی خواهد

در نهایت موقعیت جدید ذره طبق رابطه (۴) به روزرسانی می شود که $X_{id}(t+1)$ موقعیت جدید ذره می باشد (Wong et al, 2013, 1391-1399)

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (۴)$$

در این تحقیق از یک جستجوی همسایگی برای ارتقای بهترین تجربه جهانی ذرات در الگوریتم PSO استفاده شده است. به این شکل که پس از تعیین بهترین ذره در نسل و قبل از مدل سازی حرکت ذرات به سمت بهترین تجربه جهانی، ابتدا یک جستجوی همسایگی برای ارتقای بهترین ذره جهانی اعمال شده و سپس حرکت تمام ذرات در نسل بعدی انجام می شود.

هدف اصلی از این جستجوی همسایگی این است که سرعت همگرایی الگوریتم افزایش پیدا کند بدون آن که جستجوی تصادفی را کم نماید. از آنجایی که جستجوی همسایگی متناسب با هر مسئله تعریف خاصی دارد و مسئله مکان یابی و تخصیص مورد تحقیق هم یک مسئله مکانی می باشد، لذا برای تعریف جستجوی همسایگی از اصل جغرافیایی توزیع مناسب مراکز در فضا استفاده شده است (فاصله بین مراکز نباید از یک حدی کمتر باشد).

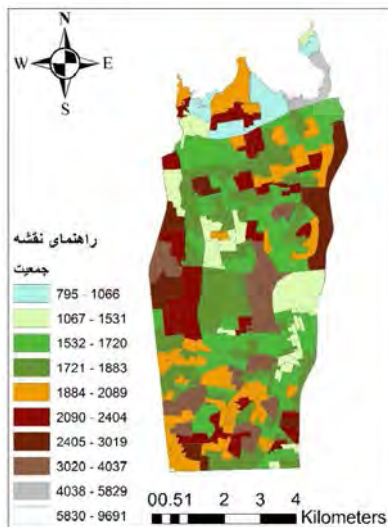
به عبارتی دیگر، در این تحقیق جستجوی همسایگی یعنی مرکزی که کمترین فاصله را با مراکز دیگر دارد حذف شده و مرکزی دیگر جایگزین آن می شود و اگر تابع بهینگی ذره جدید بهتر شده باشد، جایگزین ذره نخبه می شود. همچنین به دلیل آن که در این مسئله درصدی از حرکت قبلی در فضای گسسته قابل مدل کردن نمی باشد، از اپراتور جهش الگوریتم ژنتیک در اینجا استفاده شده است. ادامه حرکت قبلی (و نه موقعیت قبلی) بخش تصادفی الگوریتم PSO می باشد؛ زیرا هیچ الزامی بر خوب بودن و بد بودن حرکت ندارد. در واقع جدا از موقعیت ذره، این حرکت کاملاً تصادفی و بدون منطق قطعی است. به همین دلیل از اپراتور جهش الگوریتم ژنتیک به عنوان ادامه حرکت قبلی استفاده شده است.

۲-۲-۱-۲- به هنگام سازی بهترین تجربه شخصی و جهانی

تکمیل مراحل فوق یک اجرای کامل از الگوریتم می‌باشد و نسل جدیدی از ذره‌ها ایجاد می‌شوند. در هر لحظه از اجرا، موقعیت جدید ذره با بهترین تجربه خود مقایسه می‌شود و اگر بهتر باشد به‌عنوان تجربه شخصی ذخیره می‌شود. همچنین در هر نسل، ذره با بهترین تابع بهینگی به‌عنوان بهترین ذره عمومی و جواب مسئله انتخاب می‌شود و در نهایت جستجوی همسایگی بر روی ذره نخبه انجام می‌پذیرد.

۳- آماده‌سازی داده‌ها و تعیین مکان‌های اولیه برای احداث بیمارستان

منطقه دو تهران یکی از مناطق پرجمعیت شمال پایتخت ایران می‌باشد که مساحت آن در حدود ۴۷/۶ کیلومتر مربع است. طبق سرشماری سال ۱۳۹۰ سالنامه آماری ایران، تراکم جمعیت در این منطقه در حدود ۶۲۴۲۴۴ نفر در کل منطقه و ۶۳۶۴ نفر در هر کیلومتر مربع می‌باشد که نسبتاً بالا است و بخش اعظم جمعیت شامل ساکنان مسن می‌باشد. نگاره ۶ توزیع فضایی جمعیت در این منطقه را نشان می‌دهد. در حال حاضر این منطقه دارای ۱۰ بیمارستان می‌باشد.



نگاره ۶:
نقشه تراکم جمعیت منطقه دو تهران

بود که در بخش کالیبراسیون پارامترهای الگوریتم‌ها مشخص می‌شود.

۲-۲-۱-۱-۳- حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی
برای اعمال این حرکت، به‌صورت کاملاً تصادفی تعدادی پارامتر تصمیم از بهترین تجربه ذره، داخل آن جایگزین می‌شود. یعنی هر ذره در هر تکرار بخشی از پارامترهای تصمیم بهترین تجربه شخصی را وارد موقعیت خود می‌کند. نگاره ۴ نمونه‌ای از حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی می‌باشد.

| | | | | | | |
|-------------------|----|----|----|----|----|----|
| ذره | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۶ | ۵۶ | ۱۲ |
| بهترین تجربه شخصی | ۹۰ | ۳۳ | ۱۸ | ۳۰ | ۶۸ | ۴ |

| | | | | | | |
|----------------|----|----|----|---|----|----|
| بروز رسانی ذره | ۴۵ | ۳۳ | ۶۶ | ۶ | ۶۸ | ۱۲ |
|----------------|----|----|----|---|----|----|

نگاره ۴: حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی

۲-۲-۱-۱-۴- حرکت ذره به سمت بهترین تجربه عمومی
در این حرکت از بهترین ذره نسل، برای جایگزین کردن استفاده می‌شود. منتهی این حرکت به‌گونه‌ای است که اثر حرکت قبلی از بین نرود. یعنی پارامترهایی از ذره با پارامترهایی از بهترین ذره عمومی جایگزین می‌شوند که حاصل جایگزینی از بهترین تجربه شخصی نمی‌باشند. تعداد پارامترهای تصمیم جایگزین شده بستگی به اهمیت این بردارها دارد که میزان آن در بخش کالیبراسیون توسط کاربر مشخص می‌شود. نمونه‌ای از این حرکت در نگاره ۵ نشان داده شده است.

| | | | | | | |
|--------------------|----|----|----|----|----|----|
| ذره | ۴۵ | ۸۷ | ۶۶ | ۶ | ۵۶ | ۱۲ |
| بهترین تجربه عمومی | ۷۵ | ۸۹ | ۱۱ | ۴۴ | ۲۳ | ۵ |

| | | | | | | |
|----------------|----|----|----|----|----|----|
| بروز رسانی ذره | ۴۵ | ۳۳ | ۱۱ | ۴۴ | ۶۸ | ۱۲ |
|----------------|----|----|----|----|----|----|

نگاره ۵: حرکت به سمت بهترین جهانی

می‌باشد. نقشه‌های معیار با استفاده از توابع و آنالیزهای GIS در نرم‌افزار ArcGIS10.4 آماده شده‌اند (نگاره ۷). سپس از وزن‌های به‌دست آمده در AHP، برای همپوشانی لایه‌ها استفاده شده است.

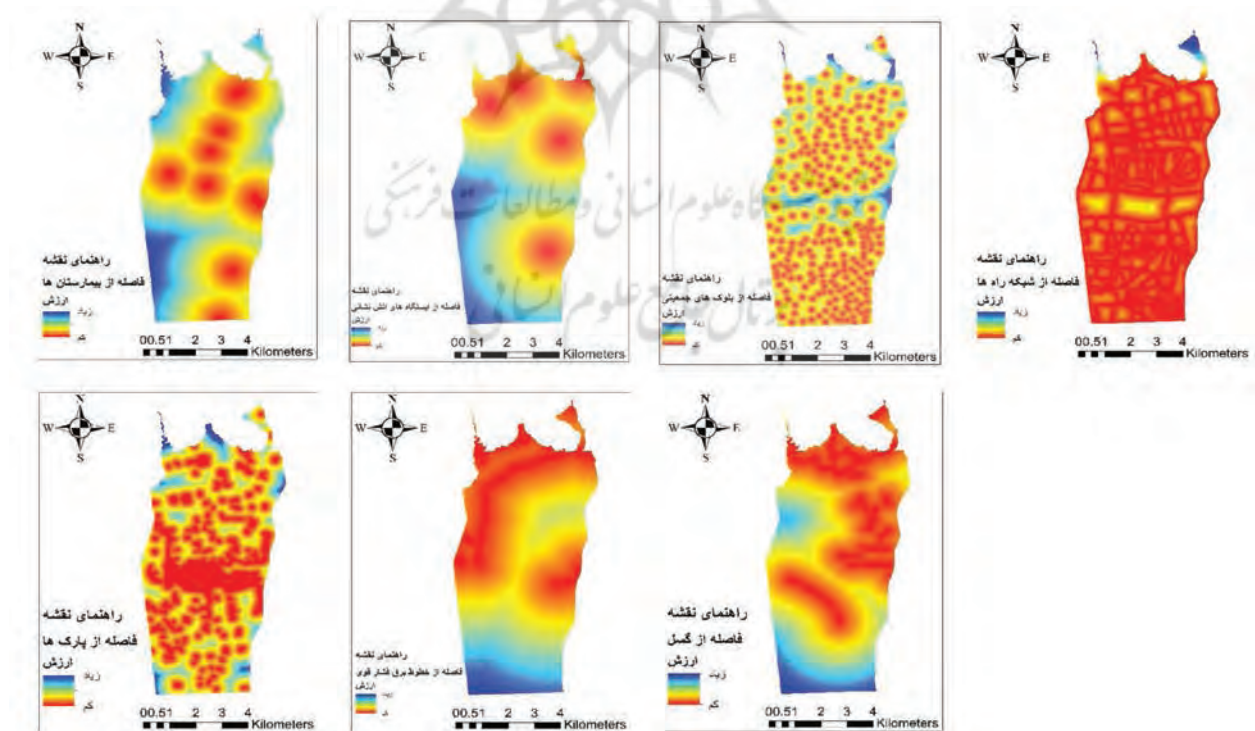
جدول ۱: وزن معیارهای به‌دست آمده از Expert Choice

| وزن معیار | معیار |
|-----------|-------------------------------|
| ۰/۲۴۰ | فاصله از پارک‌ها و فضاهای سبز |
| ۰/۲۳۷ | فاصله از شبکه راه‌ها |
| ۰/۱۹۱ | فاصله از بلوک‌های جمعیتی |
| ۰/۱۴۰ | فاصله از ایستگاه آتش‌نشانی |
| ۰/۰۸۸ | فاصله از بیمارستان‌های موجود |
| ۰/۰۷۱ | فاصله از خطوط فشار قوی برق |
| ۰/۰۳۲ | فاصله از گسل |

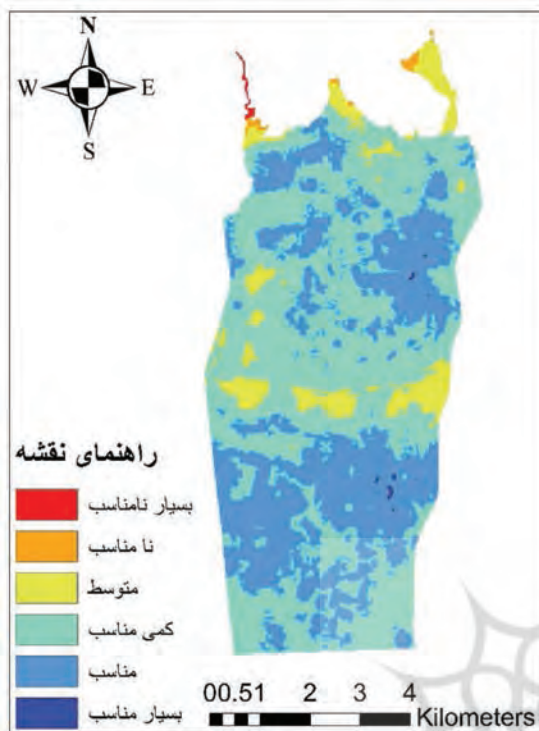
نگاره ۸ نقشه‌ی خروجی AHP را نشان می‌دهد که در شش کلاس طبقه‌بندی شده است. برای پیدا کردن نقاط کاندید برای ورود به بخش بهینه‌سازی، از سه کلاس بسیار مناسب، مناسب

به‌منظور تعیین مکان‌های مستعد برای احداث بیمارستان با روش AHP، از ۷ معیار فاصله از بیمارستان‌های موجود (به منظور رعایت استانداردهای فاصله‌ای)، فاصله از ایستگاه‌های آتش‌نشانی (جهت اخذ کمک در هنگام آتش‌سوزی)، فاصله از مراکز جمعیتی (به منظور پوشش نقاط تقاضا)، فاصله از شبکه راه (برای دسترسی مناسب بلوک‌ها به بیمارستان‌ها)، فاصله از فضاهای سبز (به دلیل وجود فضای مناسب اطراف بیمارستان‌ها)، فاصله از خطوط برق فشار قوی (جهت احتراز از اثرات مخرب این خطوط) و فاصله از گسل (جلوگیری از تخریب ساختمان‌ها در هنگام وقوع) استفاده شده است.

پس از مشخص شدن درجه اهمیت هر یک از معیارها نسبت به یکدیگر با بهره‌گیری از نظرات دو متخصص و همچنین مقالات متعدد در این زمینه، وزن هر کدام از معیارها در Expert choice به‌دست آمده است (مطابق با جدول ۱). نرخ ناسازگاری نیز برابر ۰/۰۷ نتیجه داده است که قابل قبول



نگاره ۷: نقشه‌های معیار مورد استفاده در AHP



و کمی مناسب استفاده شده است. به این شکل که ۶۷۵ مکان به عنوان مراکز کاندید وارد بخش بهینه سازی می شوند.

۴- بحث و نتایج

همان طور که در بخش معرفی ذکر شده است، برای مقایسه الگوریتم ها و مهم تر از آن پیدا کردن بهترین مقادیر برای پارامترهای الگوریتم ها، مجموعه ای از داده های شبیه سازی منظم استفاده شده است. این داده ها شامل ۶۰۰ بلوک با توزیع منظم بر روی یک شبکه با فاصله سازگار می باشند که در نگاره ۹ نشان داده شده است. هدف پیدا کردن شش مرکز و تخصیص تمام بلوک ها به نزدیک ترین مرکز خود به طوری که مجموع تمام فاصله های بین بلوک ها و مراکز مرتبط با آن ها به حداقل برسد. اگر منطقه به شش بخش با شکل ها و مساحت برابر تقسیم شود و مرکز ثقل این بخش های تقسیم شده در میان مراکز نامزد اولیه به عنوان بهترین مرکز باشد، پس از آن الگوریتم باید قادر به پیدا کردن این شش مرکز به عنوان جواب های مطلوب باشد.

جدول ۲: کالیبره کردن پارامترهای GA با روش سعی و خطا

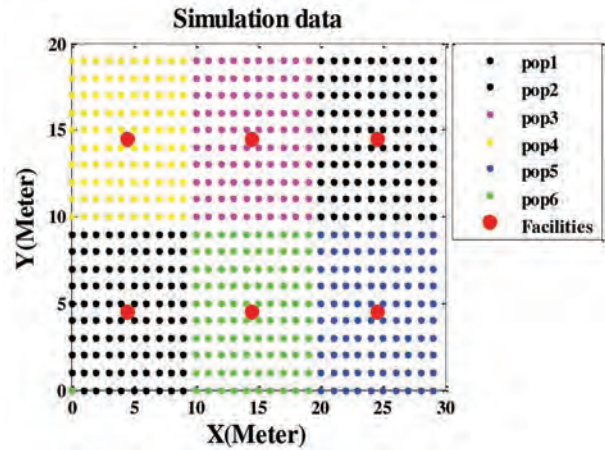
| تایم بهینگی (متر) | زمان اجرا (ثانیه) | نرخ ترکیب | نرخ جهش | درصد نخه گرایی | جمعیت اولیه | تعداد تکرار | تعداد اجرا |
|-------------------|-------------------|-----------|---------|----------------|-------------|-------------|------------|
| ۲۲۹۸/۴۳۴ | ۳/۶۸ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۵۰ | ۴۰ | ۱ |
| ۲۴۰۹/۲۱۳ | ۳/۵۴ | ۰/۸۴ | ۰/۶۰ | ۱۶ | ۵۰ | ۴۰ | ۲ |
| ۲۳۰۷/۴۵۹ | ۳/۸۶ | ۰/۸۴ | ۰/۰۶ | ۱۶ | ۵۰ | ۴۰ | ۳ |
| ۲۳۰۹/۱۴۵ | ۳/۶۶ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۳ | ۵۰ | ۴۰ | ۴ |
| ۲۴۳۹/۶۵۴ | ۴/۱۲ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۷۵ | ۵۰ | ۴۰ | ۵ |
| ۲۳۱۹/۷۱۷ | ۳/۹۳ | ۰/۵۰ | ۰/۲ | ۱۶ | ۵۰ | ۴۰ | ۶ |
| ۲۳۰۸/۳۵۶ | ۳/۵۷ | ۰/۷۰ | ۰/۱ | ۱۶ | ۵۰ | ۴۰ | ۷ |
| ۲۲۹۵/۳۹۰ | ۴/۳۸ | ۰/۸۴ | ۰/۱ | ۱۶ | ۷۰ | ۴۰ | ۸ |
| ۲۲۹۳/۴۴۷ | ۵/۵۸ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۴۰ | ۹ |
| ۲۲۹۱/۶۵۱ | ۶/۷۶ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۳۰ | ۴۰ | ۱۰ |
| ۲۲۸۹/۸۹۱ | ۷/۵۶ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۵۰ | ۴۰ | ۱۱ |
| ۲۴۱۰/۱۷۰ | ۱/۶۷ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۱۰ | ۱۲ |
| ۲۲۹۸/۹۵۲ | ۴/۷۳ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۴۰ | ۱۳ |
| ۲۲۸۷/۷۶۱۲ | ۹/۰۱ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۴ |
| ۲۲۸۷/۱۶۸۵ | ۱۰/۷۹ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۱۲۰ | ۱۵ |
| ۲۲۸۷/۱۶۸۵ | ۱۳/۳۶ | ۰/۸۴ | ۰/۲ | ۱۶ | ۱۰۰ | ۱۵۰ | ۱۶ |

برای مجموعه داده‌های شبیه‌سازی شناخته شده است، بعد از نتایج حاصل از اجرا می‌توان با تغییر پارامترها در اجراهای مختلف، بهترین ترکیب پارامترها را به دست آورد و پارامترهای سه الگوریتم را کالیبره کرد.

۴-۱- اجرای GA بر روی داده‌های شبیه‌سازی

نتایج حاصل از اجرای GA در مجموعه داده‌های شبیه‌سازی با استفاده از پارامترهای مختلف، در جدول ۲ ارائه شده است. برای پیدا کردن بهترین ارزش برای هر یک از پارامترها، پارامترهای دیگر را ثابت نگه داشته و الگوریتم با مقادیر مختلف پارامترها اجرا شده است. تغییرات در مقادیر سه پارامتر درصد نخبه‌گرایی، نرخ جهش و نرخ تقاطع تحت تأثیر زمان اجرا از الگوریتم نمی‌باشد. بنابراین فاصله بلوک‌ها از مراکز به عنوان معیارهای اصلی برای اندازه‌گیری و کالیبراسیون پارامترهای الگوریتم‌ها در نظر گرفته شده است. نرخ جهش ۰/۲ بهترین نتایج را تولید

نگاره ۸: نقشه کلاسه‌بندی شده برای مکان‌یابی بیمارستان

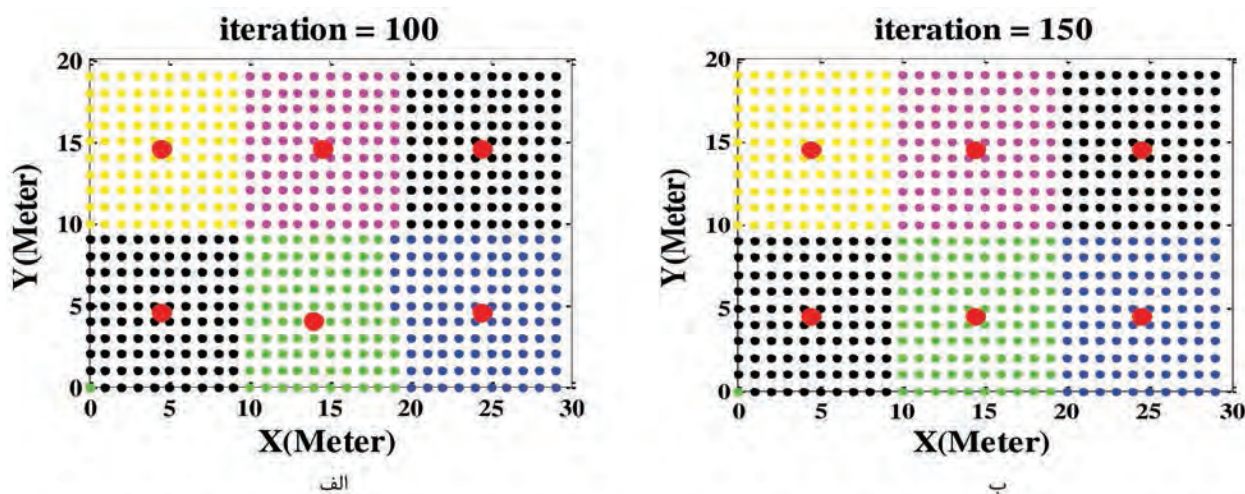


نگاره ۹: داده‌های شبیه‌سازی و مراکز بهینه

بنابراین، این داده‌ها را می‌توان برای ارزیابی و صحت مدل‌سازی الگوریتم‌ها استفاده کرد. مسئله مهم در هنگام استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری انتخاب مقادیر مناسب برای پارامترهای الگوریتم است. از آنجا که راه‌حل بهینه

جدول ۳: کالیبره کردن پارامترهای الگوریتم HPSO با روش سعی و خطا

| تعداد اجرا | تعداد تکرار | جمعیت اولیه | درصد حرکت اینرسی | تعداد ژن از تجربه شخصی | تعداد ژن از تجربه جهانی | زمان اجرا (ثانیه) | تابع بهینگی (متر) |
|------------|-------------|-------------|------------------|------------------------|-------------------------|-------------------|-------------------|
| ۱ | ۶۰ | ۵۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۲/۱۶ | ۲۲۹۹/۶۱۲ |
| ۲ | ۶۰ | ۵۰ | ۲ | ۲ | ۲ | ۳/۰۱ | ۲۴۱۳/۱۷۰ |
| ۳ | ۶۰ | ۵۰ | ۳۶ | ۲ | ۲ | ۲/۹۴ | ۲۳۰۷/۴۵۹ |
| ۴ | ۶۰ | ۵۰ | ۱۲ | ۱ | ۲ | ۲/۹۹ | ۲۳۰۵/۲۴۰ |
| ۵ | ۶۰ | ۵۰ | ۱۲ | ۳ | ۲ | ۲/۸۴ | ۲۳۰۶/۵۶۴ |
| ۶ | ۶۰ | ۵۰ | ۱۲ | ۲ | ۳ | ۲/۸۳ | ۲۳۱۹/۷۱۷ |
| ۷ | ۶۰ | ۵۰ | ۱۲ | ۲ | ۱ | ۲/۵۳ | ۲۳۴۶/۸۷۶ |
| ۸ | ۶۰ | ۷۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۳/۶۷ | ۲۲۹۴/۹۳۲ |
| ۹ | ۶۰ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۴/۰۱ | ۲۲۹۱/۲۷۹ |
| ۱۰ | ۶۰ | ۱۳۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۴/۲۶ | ۲۲۹۰/۲۱۲ |
| ۱۱ | ۶۰ | ۱۵۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۱/۰۲ | ۲۲۸۸/۹۷۶ |
| ۱۲ | ۱۵ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۱/۹۹ | ۲۳۶۵/۱۴۸ |
| ۱۳ | ۵۰ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۳/۶۳ | ۲۳۰۱/۳۹۰ |
| ۱۴ | ۸۰ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۶/۸۳ | ۲۲۸۷/۷۱۲۵ |
| ۱۵ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۸/۶۳ | ۲۲۸۷/۱۶۸۵ |
| ۱۶ | ۱۲۰ | ۱۰۰ | ۱۲ | ۲ | ۲ | ۱۱/۱۵ | ۲۲۸۷/۱۶۸۵ |



نگاره ۱۰: نتایج پیاده‌سازی GA بر روی داده‌های شبیه‌سازی: الف) سطر ۱۶ از جدول ۲ و ب) سطر ۱۸

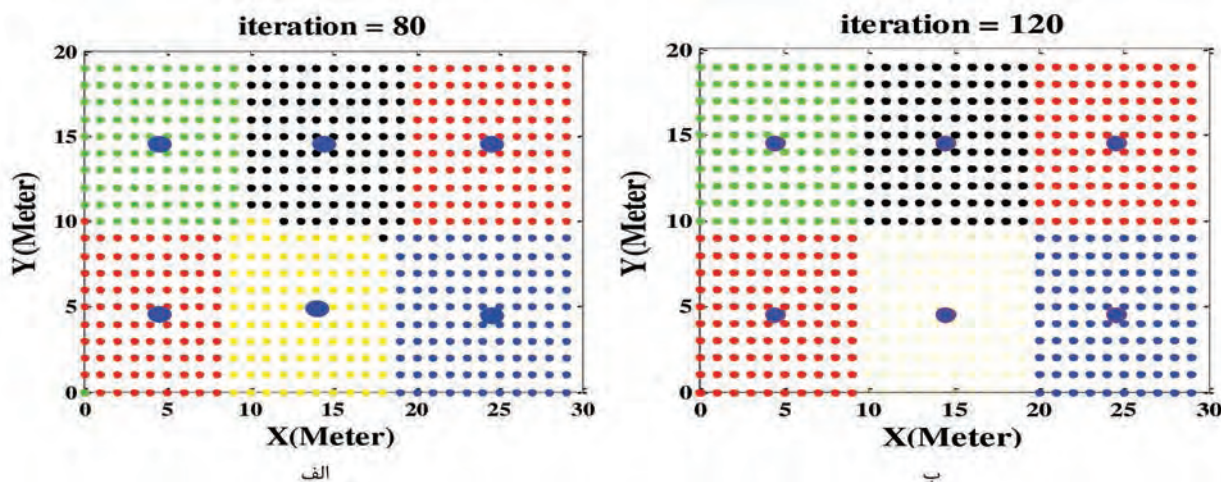
۴-۲- اجرای HPSO بر روی داده‌های شبیه‌سازی
 نتایج حاصل از اجرای HPSO در مجموعه داده‌های
 شبیه‌سازی با استفاده از پارامترهای مختلف، در جدول ۳
 ارائه شده است.

تغییرات در مقادیر تعداد پارامتر تصمیم برداشته شده از
 تجربه شخصی، تعداد پارامتر تصمیم برداشته شده از تجربه
 عمومی و نرخ حرکت اینرسی (نرخ جهش) تحت تأثیر
 زمان اجرا از الگوریتم نمی‌باشد.

بنابراین فاصله بلوک‌ها از مراکز به‌عنوان معیارهای اصلی
 برای اندازه‌گیری و کالیبراسیون پارامترهای الگوریتم در نظر
 گرفته شده است. نرخ حرکت اینرسی برابر با ۰/۲ بهترین
 نتایج را تولید کرده است.

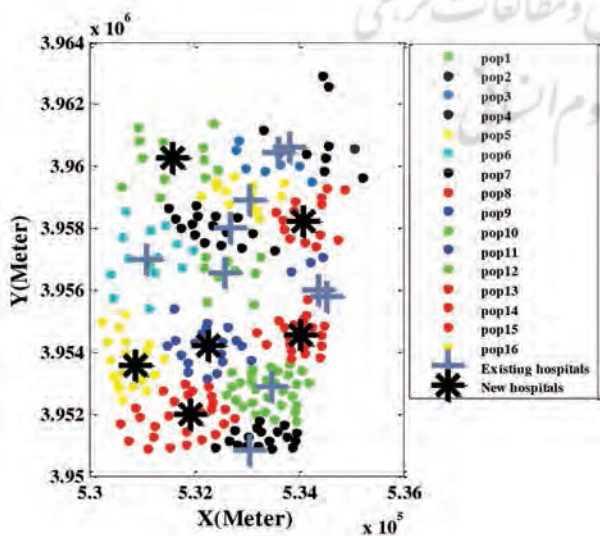
تعداد پارامتر تصمیم الهام گرفته شده از تجربه شخصی
 و جهانی هرکدام دو مورد بوده است. جمعیت اولیه برابر
 با ۱۰۰ ذره انتخاب شده است. هم‌چنین تعداد ۱۲۰ تکرار
 به‌عنوان شرط خاتمه انتخاب شده است. در نگاره ۱۱ پنج
 مرکز توسط الگوریتم در تکرار ۸۰ پیدا شده است که در
 موقعیت مطلوبی هستند و مرکز ششم تا بهترین موقعیت
 آن بسیار نزدیک است. در تکرار ۱۲۰ الگوریتم موقعیت
 مطلوب مراکز را پیدا کرده است و بلوک‌ها به درستی به
 آن‌ها اختصاص داده شده‌اند.

کرده است. مقادیر بزرگ‌تر از آن فواصل کمی بزرگ‌تر
 را نتیجه می‌دهد (تابع بهینگی بدتر می‌شود). سطح پایین
 نخبه‌گرایی از جمله سه درصد، سرعت همگرایی الگوریتم
 را کاهش می‌دهد. در مقابل، سطوح بالاتر آن از جمله ۷۵
 درصد، باعث می‌شود الگوریتم در بهینه محلی قرار بگیرد.
 بهترین حالت نخبه‌گرایی ۱۶ درصد بوده است. هم‌چنین نرخ
 تقاطع بهینه در ۰/۸۴ نتیجه داده است. تغییر تعداد جمعیت
 از ۱۰۰ به ۱۳۰ و سپس به ۱۵۰ چندان تأثیر نمی‌گذارد.
 بنابراین جمعیت اولیه برابر با ۱۰۰ کروموزوم که منجر به
 یک پیاده‌سازی سریع‌تر می‌باشد، انتخاب شده است. تعداد
 تکرار کم مانند ۱۰ تکرار، نتایج خوبی تولید نمی‌کند.
 با افزایش تعداد تکرار، الگوریتم بهبود یافته است که میزان
 این بهبود به‌طور تدریجی کاهش می‌یابد و بعد از یک حدی
 از تکرار بهبود چندانی را نتیجه نمی‌دهد. در اینجا تعداد ۱۵۰
 تکرار انتخاب شده است. در نگاره ۱۰ مراکز انتخاب شده و
 بلوک‌ها به آن‌ها اختصاص داده شده‌اند. با توجه به پارامترهای
 ردیف ۱۴ و ۱۶ از جدول ۲، پنج مرکز توسط الگوریتم در
 تکرار ۱۰۰ پیدا شده است که در موقعیت مطلوبی هستند
 و مرکز ششم تا بهترین موقعیت آن بسیار نزدیک است. در
 تکرار ۱۵۰ الگوریتم موقعیت مطلوب مراکز را پیدا کرده است
 و بلوک‌ها به درستی به آن‌ها اختصاص داده شده‌اند.



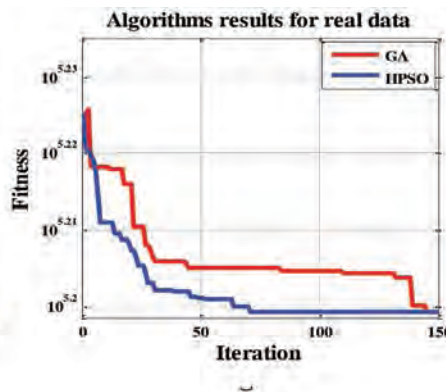
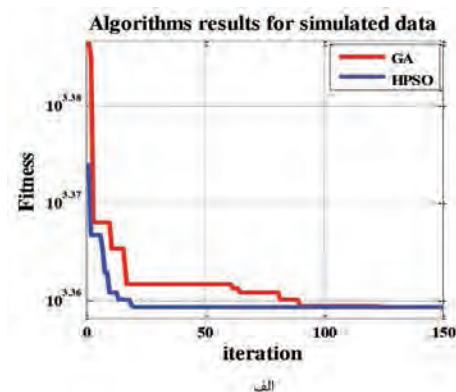
نگاره ۱۱: نتایج پیاده‌سازی HPSO بر روی داده‌های شبیه‌سازی: الف) سطر ۱۶ از جدول ۳ و ب) سطر ۱۸

نسبت به الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری را ارائه داده است. نگاره ۱۲ ترکیب بهینه مراکز و تخصیص آن‌ها به بلوک‌های جمعیتی را نشان می‌دهد که به‌طور یکسان توسط هر دو الگوریتم یافت شده است. همان‌طور که در نگاره مشخص است، تعداد ۶ مرکز بهینه در کنار ۱۰ مرکز قبلی پیدا شده‌اند که مجموع فواصل نقاط جمعیتی از آن‌ها کمترین مقدار می‌باشد. بهترین مقدار تابع برازندگی در مجموع فواصل بین مراکز و بلوک‌های اختصاص داده شده به آن‌ها توسط هر دو الگوریتم برابر با ۱۶۹۳۳۷ متر بوده است.



نگاره ۱۲: مراکز بهینه بیمارستان و تخصیص بلوک‌های جمعیتی به آن‌ها بر روی داده‌های واقعی

۳-۴- پیاده‌سازی الگوریتم‌ها بر روی داده‌های واقعی همان‌طور که در بخش معرفی ذکر شده است، هدف از این مطالعه تعیین مکان مناسب برای احداث بیمارستان و تخصیص بلوک‌های شهری به این مراکز در منطقه دو تهران می‌باشد. برای این منظور از نرم‌افزار ArcGIS و توابع تجزیه و تحلیل‌های فضایی آن برای آماده‌سازی داده‌های مکانی و تبدیل داده‌ها به فرمت‌های مورد نیاز توسط الگوریتم‌ها استفاده شده است. همچنین الگوریتم‌ها در محیط MATLAB پیاده‌سازی شده‌اند. از آنجایی که پیچیدگی داده‌های واقعی بیشتر از داده‌های شبیه‌سازی می‌باشد، لذا زمان اجرای الگوریتم افزایش می‌یابد. اما اینکه نرخ افزایش زمان اجرای یک الگوریتم چگونه تغییر می‌کند، به طراحی و مدل‌سازی آن الگوریتم بر می‌گردد. بنابراین برای مدیریت زمان اجرا، دو کمیت تعداد تکرار و جمعیت اولیه مورد بررسی قرار گرفته شده‌اند و بقیه پارامترها مطابق با نتیجه کالیبراسیون داده‌های شبیه‌سازی می‌باشند. با توجه به نتایج الگوریتم‌ها بر روی داده‌های واقعی، می‌توان گفت هر دو الگوریتم بسیار وابسته به جمعیت اولیه می‌باشند. در واقع در تکرارهای کم و جمعیت بیشتر نتایج بهتری را در زمان کمتر ارائه داده‌اند. همچنین در تکرارهای بالا ولی جمعیت کمتر نتایج ضعیف‌تری را در زمان اجرای بالاتر به دست آورده‌اند. این مسئله در مورد الگوریتم HPSO مشهودتر است و



نگاره ۱۳: روند همگرایی الگوریتم‌ها بر روی الف) داده‌های شبیه‌سازی شده و ب) داده‌های واقعی

برای بحث‌های مدیریتی، بسیار مهم‌تر از معیارهایی چون همگرایی و زمان اجرا است. برای ارزیابی تکرارپذیری الگوریتم‌ها، آن‌ها ۴۰ بار برای هر دو داده‌ی شبیه‌سازی و واقعی اجرا شده‌اند. در نگاره ۱۴ تکرارپذیری هر دو الگوریتم نشان داده شده است. HPSO در اغلب موارد جواب بهینه را پیدا کرده است. در مقایسه، الگوریتم GA بر روی داده‌های واقعی بهترین راه‌حل خود را در مواقع کمتری پیدا کرده است و اختلاف بین برخی از اجراها زیاد می‌باشد. الگوریتم HPSO در هر دو نوع داده ثبات و تکرارپذیری بیشتری را نشان داده است و با بالاتر رفتن حجم داده‌ها بازهم نتایج بهتری را در تکرارهای کمتر و با جمعیت اولیه کمتر ارائه داده است. باین‌حال، الگوریتم GA در داده‌های شبیه‌سازی با ثبات و پایداری بیشتری نسبت به داده‌های واقعی می‌باشد.

۴-۴-۳- زمان اجرای الگوریتم

در این بخش، زمان اجرای الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. شرط خاتمه برای الگوریتم‌ها، رسیدن به یک مقدار مشخص از تابع بهینگی در برخی اجراهای پی‌درپی از الگوریتم‌ها می‌باشد. در نگاره ۱۵ زمان اجرای الگوریتم‌ها بر روی داده‌های مسئله آمده است که نشان می‌دهد، متوسط زمان اجرای HPSO از GA کمتر است؛ هم‌چنین با افزایش حجم داده‌ها و ابعاد منطقه، GA به زمان بیشتری برای رسیدن به جواب بهینه نیاز دارد. بخش اصلی این زمان در محاسبه و مقایسه مقادیر تابع بهینگی برای تمام کروموزوم‌ها می‌باشد.

۴-۴-۵- مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌ها

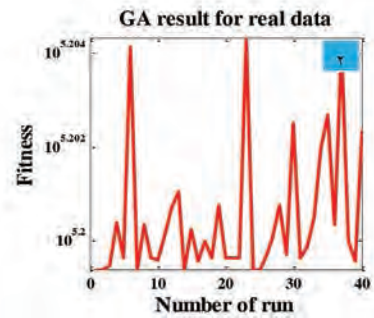
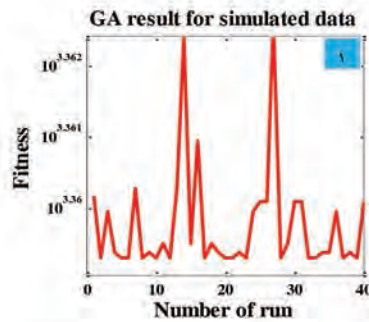
برای مقایسه و ارزیابی دو الگوریتم، معیارهای مختلفی از جمله روند همگرایی، تکرارپذیری و زمان اجرا استفاده شده است.

۵-۴-۱- روند همگرایی

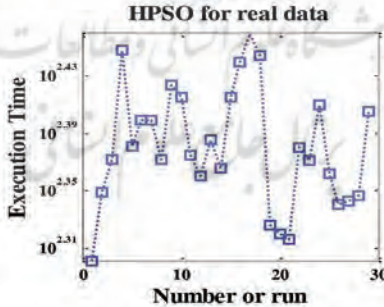
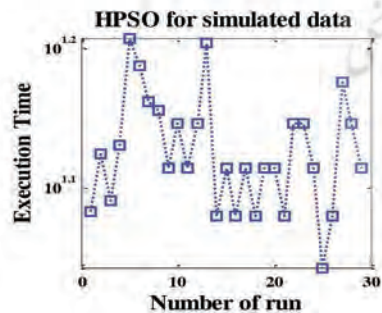
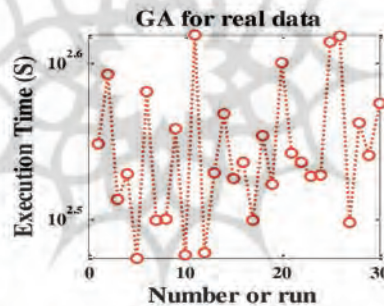
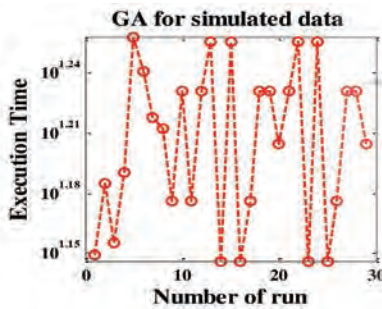
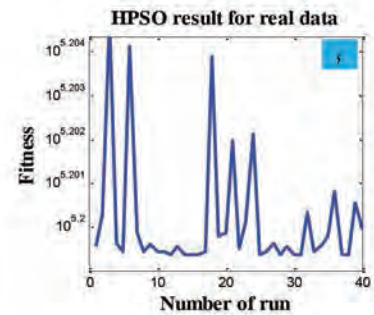
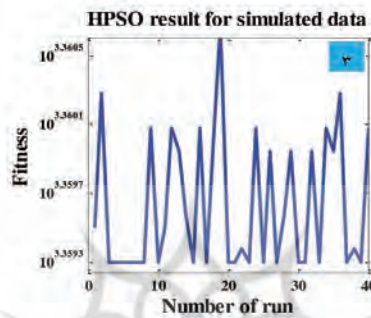
نگاره ۱۳ سرعت همگرایی دو الگوریتم را برای هر دو داده‌ی شبیه‌سازی و واقعی نشان می‌دهد. سرعت همگرایی الگوریتم HPSO بیشتر از الگوریتم ژنتیک است که علت آن می‌تواند نحوه تعریف حرکت ذره به سمت بهترین تجربه شخصی و عمومی باشد. هم‌چنین مدل کردن جستجوی همسایگی توسط ذره نخبه، سبب شده است تا الگوریتم زودتر همگرا شود. در مقابل، عملیات تقاطع و مهاجرت از الگوریتم GA به ایجاد کروموزوم‌های بهتر از پدر و مادر را تضمین نمی‌کند. اغلب کروموزوم‌های فرزند در بخشی از فضای مسئله شروع به جستجو می‌کنند که متفاوت از والدین خود می‌باشند. باین‌حال، کروموزوم‌های بسیار بهتر نسبت به والدین خود در ادامه اجرا به‌صورت مکرر به وجود می‌آیند. به همین دلیل در برخی از بخش‌های نمودارهای GA، بهبود قابل ملاحظه و ناگهانی ایجاد شده است.

۴-۴-۲- تکرارپذیری

رسیدن به نتایج یکسان در تکرارهای مختلف، نشانه‌ای از پایداری و تکرارپذیری آن الگوریتم است. معیار تکرارپذیری



نگاره ۱۴: تکرارپذیری الگوریتم‌ها:
 (۱) GA در داده شبیه‌سازی،
 (۲) GA در داده واقعی،
 (۳) HPSO در داده شبیه‌سازی و
 (۴) HPSO در داده واقعی



نگاره ۱۵: زمان اجرای الگوریتم‌ها:
 الف) داده‌های شبیه‌سازی شده و
 ب) داده‌های واقعی

در شهرهای توسعه‌یافته، بخش مهمی از مدیریت و برنامه‌ریزی شهری می‌باشد. اغلب مراکز بهینه با روش‌های دقیق و اهداف متفاوت تعیین می‌شوند. با این حال بودجه و تجهیزات برای ایجاد سایت‌های جدید معمولاً محدود می‌باشد. بنابراین تعدادی مکان‌های بهینه از پیش تعریف‌شده با توزیع فضایی مناسب باید انتخاب شوند. روش‌های

برای محاسبه مقدار تابع بهینگی یک ذره، تمام بلوک‌ها باید به مراکز بیمارستانی اختصاص داده شوند و به این دلیل یک فرایند وقت‌گیر می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

انتخاب مکان مناسب برای مراکز بهداشتی و بیمارستان‌ها

الگوریتم HPSO برای این مسئله ارجح است. در این تحقیق از فاصله اقلیدسی برای محاسبه فاصله بین مراکز بیمارستانی و بلوک‌های اختصاص داده شده به آنها، استفاده شده است. با این وجود استفاده از فاصله تحت شبکه قانع‌کننده‌تر است. همچنین در نظر گرفتن اهداف مختلف و استفاده از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه مطمئناً می‌تواند یک رویکرد مناسب‌تری برای این مسئله باشد. با توجه به عوامل فوق می‌توان جنبه‌های جدیدی را به مدل اضافه کرد و موضوع مطالعاتی جدیدی باشد.

منابع و مأخذ

1. Arnaout, J. P. (2013). Ant colony optimization algorithm for the Euclidean location-allocation problem with unknown number of facilities. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 24(1), 45.
2. Clarke, J., McLay, L., & McLeskey, J. T. (2014). Comparison of genetic algorithm to particle swarm for constrained simulation based optimization of a geothermal power plant. *Advanced Engineering Informatics*, 28(1), 81-90.
3. Cooper, L. (1963). Location-allocation problems. *Operations research*, 11(3), 331-343.
4. ElKady, S. K., & Abdelsalam, H. M. (2016). A modified particle swarm optimization algorithm for solving capacitated maximal covering location problem in healthcare systems. In *Applications of Intelligent Optimization in Biology and Medicine* (pp. 117-133). Springer International Publishing.
5. Ghaderi, A., Jabalameli, M. S., Barzinpour, F., & Rahmaniani, R. (2012). An efficient hybrid particle swarm optimization algorithm for solving the uncapacitated continuous location-allocation problem. *Networks and Spatial Economics*, 12(3), 421-439.
6. Hassan, R., Cohanim, B., De Weck, O., & Venter, G. (2005, April). A comparison of particle swarm optimization and the genetic algorithm. In *46th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference* (p. 1897).
7. Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial*

مختلفی برای مقابله با این مسئله ارائه شده‌اند. یک راه‌حل مناسب برای حل این مسائل، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری است. در این مطالعه، از الگوریتم‌های GA و HPSO همراه با قابلیت‌های تجزیه و تحلیل GIS و AHP برای انتخاب سایت‌های مناسب بیمارستان و تخصیص نقاط تقاضا به این مراکز در منطقه دو تهران، مورد استفاده قرار گرفته است. به‌طورکلی نتایج پیاده‌سازی هر دو الگوریتم برای مسئله قابلیت اجرای بالایی را نشان داده است. روند همگرایی الگوریتم HPSO بسیار سریع‌تر از الگوریتم GA بوده است. هر دو الگوریتم تکرارپذیری خوبی را نشان داده‌اند. با این حال الگوریتم HPSO در اکثر مواقع بهترین جواب را نتیجه داده و تکرارپذیری و ثبات بالاتری را از خود نشان داده است. متوسط زمان اجرای الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که زمان اجرای HPSO نسبت به GA کمتر است. در این تحقیق برای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از یک جستجوی همسایگی متناسب با مسئله مکان‌یابی و تخصیص استفاده شده است که سبب شده است الگوریتم بهتر عمل کند. بنابراین بهبود برخی از الگوریتم‌ها و یا ترکیب عملگرهای الگوریتم‌ها، وابسته به مسئله مورد نظر می‌باشد. همچنین، برای تعیین مراکز اولیه به عنوان سایت‌های نامزد برای احداث بیمارستان، از تعدادی لایه‌های مهم برای مکان‌یابی بیمارستان و روش AHP استفاده شده است. اعتبار این تجزیه و تحلیل، به‌طور قابل توجهی به انتخاب صحیح از سایت‌های نامزد اولیه بستگی دارد. بنابراین با در نظر گرفتن تمام عوامل و لایه‌های مربوط به مکان‌یابی بیمارستان و جمع‌آوری آنها و استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره، می‌توان دقت و صحت نتایج را افزایش داد.

برای یک برنامه‌ریز شهری و یا مدیران مراکز بهداشت و درمان که کاربران اصلی در این‌گونه مسائل می‌باشند، ثبات (تکرارپذیری) و سادگی (تعداد پارامترهای کمتر) الگوریتم‌ها معیارهای مهمی برای آنها می‌باشند. در این پژوهش HPSO نه تنها تکرارپذیرتر و ساده بوده، بلکه سریع‌تر از الگوریتم ژنتیک نیز عمل کرده است. بنابراین،

- T., & Figueira, J. R. (2015). Multi-objective optimization in partitioning the healthcare system of Parana State in Brazil. *Omega*, 52, 53-64.
18. Vahidnia, M. H., Alesheikh, A. A., & Alimohammadi, A. (2009). Hospital site selection using fuzzy AHP and its derivatives. *Journal of environmental management*, 90(10), 3048-3056.
19. Wong, T. C., & Ngan, S. C. (2013). A comparison of hybrid genetic algorithm and hybrid particle swarm optimization to minimize makespan for assembly job shop. *Applied Soft Computing*, 13(3), 1391-1399.
20. Zhang, W., Cao, K., Liu, S., & Huang, B. (2016). A multi-objective optimization approach for health-care facility location-allocation problems in highly developed cities such as Hong Kong. *Computers, Environment and Urban Systems*, 59, 220-230.
21. Zheng, Y. J., & Ling, H. F. (2013). Emergency transportation planning in disaster relief supply chain management: a cooperative fuzzy optimization approach. *Soft Computing*, 17(7), 1301-1314.
- systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press.
8. Khehra, B. S., & Pharwaha, A. P. S. (2016). Comparison of Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization and Biogeography-based Optimization for Feature Selection to Classify Clusters of Microcalcifications. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, 1-14.
9. Li, X., & Parrott, L. (2016). An improved Genetic Algorithm for spatial optimization of multi-objective and multi-site land use allocation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 59, 184-194.
10. Mahar, F., Ali, S. S. A., & Bhutto, Z. (2012, March). A Comparative Study on Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithms for Fixed Order Controller Design. In *International Multi Topic Conference* (pp. 284-294). Springer Berlin Heidelberg.
11. Önüt, S., Efeendigil, T., & Kara, S. S. (2010). A combined fuzzy MCDM approach for selecting shopping center site: An example from Istanbul, Turkey. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1973-1980.
12. Ramli, L., Sam, Y. M., & Mohamed, Z. (2016, October). A Comparison of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm Based on Multi-objective Approach for Optimal Composite Nonlinear Feedback Control of Vehicle Stability System. In *Asian Simulation Conference* (pp. 652-662). Springer Singapore.
13. Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*: New York, NY, McGraw Hill, reprinted by RWS Publication, Pittsburgh.
14. Saeidian, B., Mesgari, M. S., & Ghodousi, M. (2016). Evaluation and comparison of Genetic Algorithm and Bees Algorithm for location-allocation of earthquake relief centers. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 15, 94-107.
15. Senvar, O., Otay, I., & Bolturk, E. (2016). Hospital Site Selection via Hesitant Fuzzy TOPSIS. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1140-1145.
16. Shariff, S. R., Moin, N. H., & Omar, M. (2012). Location allocation modeling for healthcare facility planning in Malaysia. *Computers & Industrial Engineering*, 62(4), 1000-1010.
17. Steiner, M. T. A., Datta, D., Neto, P. J. S., Scarpin, C.