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

مهرداد کاوه [1] محمدسعدی مسگری [2]

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 به‌کار 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

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-Hard[1] قرار می‌گیرد و یک مسئله بهینه‌سازی پیچیده با اهداف و جنبه‌های متعدد و گاهاً متضاد است *(Khehra et al, 2016, 1-14)*. در این‌گونه مسائل با افزایش اندک حجم داده‌های ورودی، فضای مسئله و درنتیجه 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[2] و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی[3] همراه با سیستم اطلاعات جغرافیایی[4] و تحلیل سلسله مراتبی[5] برای انتخاب سایت‌های مناسب بیمارستان و تخصیص نقاط تقاضا به این مراکز، در منطقه دو تهران استفاده شده است. هدف اصلی این تحقیق 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 ازجمله 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

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)

مکان‌یابی و تخصیص پیوسته را فرموله کرده‌اند و نتایج را با PSO کلاسیک مقایسه کرده‌اند که به‌مراتب بهتر بوده است(Ghaderi 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[1] برای امکانات بهداشتی و درمانی در مالزی را مدل‌سازی کرده‌اند. نتایج الگوریتم ژنتیک با نتایج به‌دست آمده از CPLEX مقایسه شده که به مراتب 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) . الکیدی 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 زمینه‌ی 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; Önüt 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 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) قابلیت‌های GA و PSO برای مسائل مکان‌یابی و تخصیص مورد مطالعه قرار گرفته است. در هیچ کدام از متون ذکرشده، 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) برای مسائل مختلف صورت گرفته است. نتایج گاهی اوقات مختلف و حتی متناقض است.

به‌عنوان‌مثال، (Mahar et al, 2012, 284-294; Wong et al, 2013, 1391-139) برتری نتایج GA بر PSO دلالت دارد، درحالی‌که 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 ازجمله 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 کنجکاوی 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).

1- Maximal Covering Location Problem

۲- روش انجام تحقیق

در یک مسئله بهینه‌سازی، هدف پیدا کردن یک راه‌حل در فضای جستجو می‌باشد که یک یا چند تابع هزینه را بهینه نماید. حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده با استفاده از روش مستقیم و ریاضی غیرممکن یا بسیار وقت‌گیر است. روش‌های فراابتکاری در مدت زمان معقول می‌توانند جواب نزدیک به راه‌حل مطلوب را پیدا کنند(*Saeidian et al, 2016, 94-107*).

در این بخش، مفاهیم اولیه الگوریتم‌های GA و HPSO و نحوه فرموله سازی آن‌ها، توضیح داده خواهد شد.

۲-۱- الگوریتم ژنتیک (GA)

ژنتیک ازجمله روش‌های بهینه‌سازی است که اولین بار در سال ۱۹۷۵ به‌وسیله هولند مطرح شده است و در واقع یک شبیه‌سازی مجازی از نظریه تکامل تدریجی داروین[1] می‌باشد(*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 می‌کند. به این صورت که ابتدا کروموزوم‌های والد برای تولیدمثل انتخاب می‌شوند و سپس با استفاده از عملگر ترکیب فرزندانی به‌وجود می‌آیند و برای جستجوی کامل فضای مسئله، عملگر جهش بر روی آن‌ها به‌کار برده می‌شود. در نهایت جواب‌های مختلف به‌دست آمده از نظر عملکرد بر اساس تابع هدف ارزیابی می‌شوند و بهترین کروموزوم به‌عنوان جواب مسئله ذخیره خواهد شد (*Saeidian et al, 2016, 94-107*).

۲-۱-۱- فرموله‌سازی مسئله در الگوریتم ژنتیک

تعریف یک راه‌حل در قالب کروموزوم یکی از مراحل اصلی در بهینه‌سازی با استفاده از روش GA می‌باشد. در این تحقیق، تعداد ژن در هر کروموزوم، بیان‌گر تعداد مراکز مورد نیاز بوده و هر ژن مبین یک مرکز می‌باشد. تعداد مراکز بیمارستانی موردنیاز 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 به‌عنوان یک آرایه شش‌تایی متشکل از مراکز نامزد بدون هیچ تکراری تعریف شده است (نگاره ۱). برای تولید جمعیت اولیه، تعدادی از کروموزوم‌ها به‌صورت تصادفی تولید می‌شوند. در موارد زیر، مراحل اصلی در طراحی الگوریتم GA توصیف می‌شود.

۱۲	۵۶	۶	۶۶	۸۷	۴۵

نگاره ۱ : کدگذاری یک جواب مسئله در قالب کروموزوم

۲-۱-۱-۱- تعریف تابع بهینگی

هدف از این بهینه‌سازی، پیدا کردن ترکیبی از شش مرکز در میان ٦٧٥ سایت‌های نامزد با بهترین پوشش بلوک‌ها در منطقه مورد مطالعه است. تابع بهینگی به‌عنوان مجموع تمام فاصله‌های بین بلوک‌ها و نزدیک‌ترین مراکز به آن‌ها در نظر گرفته شده است. تعداد ۱۰ بیمارستان در منطقه مطالعاتی وجود دارد و تعداد ٦ مرکز جدید برای تخصیص بهتر نقاط جمعیتی مکان‌یابی می‌شود. در رابطه (۱) تابع بهینگی مسئله ارائه شده است که هدف کمینه کردن آن است.

$$Fitness = \sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n} D_{ij} \qquad (۱)$$

که در آن، j شماره یک مرکز و i بلوک اختصاص داده‌شده به آن، Dij فاصله بین مراکز و بلوک‌های اختصاص داده شده به آن‌ها می‌باشد.

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 می‌شود.

1- Darwin

$$P_r = \frac{F(X_r)}{\sum_{k=1}^{n} F(X_k)} \qquad (۲)$$

که در آن، Pr احتمال انتخاب کروموزوم r ، $F(x_i)$ تابع بهینگی کروموزوم r و n تعداد کل کروموزوم‌ها می‌باشد.

۲-۱-۱-۳- عملگر ترکیب

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

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 تک‌نقطه‌ای

۲-۱-۱-٤- 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 به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود و با یک مرکز از مراکز کاندید که در کروموزوم مربوطه نیست، تعویض خواهد شد. در نگاره ۳ نمونه‌ای از فرایند جهش نشان داده شده است.

کروموزوم	۴۵	۸۷	۶۶	۶	۵۶	۱۲
جهش‌یافته	۴۵	۸۷	۶۶	۹۸	۵۶	۱۲

نگاره ۳ : عملگر جهش

۲-۱-۱-۵- مرتب کردن راه‌حل‌ها بر اساس تابع بهینگی، انتخاب نخبگان و شرط خاتمه

تکمیل مراحل فوق، یک اجرای کامل از الگوریتم می‌باشد و نسل جدیدی از کروموزوم‌ها ایجاد شده است. تمامی جواب‌ها به ترتیب اهمیت تابع بهینگی مرتب می‌شوند. کروموزوم با بهترین تابع بهینگی به‌عنوان جواب مسئله ذخیره می‌شود. هم‌چنین تعدادی کروموزوم به‌عنوان جواب‌های نخبه وارد نسل بعدی می‌شوند. شرط پایان حلقه الگوریتم می‌تواند 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 بهینه‌سازی ازدحام ذرات ترکیبی

الگوریتم PSO یک روش بهینه‌سازی 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 می‌باشد که می‌تواند مسائلی که جواب آن‌ها در یک فضای n بعدی است را حل کند. در چنین فضایی، فرضیاتی مطرح می‌شود و یک سرعت[1] ابتدایی به ذرات اختصاص داده می‌شود. ذرات در فضای پاسخ حرکت می‌کنند و نتایج حاصل بر مبنای یک «ملاک شایستگی» پس از هر بازه‌ی زمانی محاسبه می‌شوند. سرعت ذرات طبق رابطه (۳) به‌روزرسانی می‌شود.

$$V_{id}(t+1) = \alpha V_{id}(t) + \beta \text{rand}(0,\varphi_1)\left(P_{id}(t) - X_{id}(t)\right) + \beta \text{rand}(0,\varphi_2)\left(P_{gd}(t) - X_{id}(t)\right) \qquad (۳)$$

که در آن، Vid(t) سرعت فعلی ذره در بعد d، α ضریب اینرسی، βrand(0,φ1) یک عدد تصادفی بین صفر و φ1، $P_{id}(t)$ بهترین تجربه شخصی ذره، βrand(0,φ2) یک عدد تصادفی بین صفر و φ2، $P_{gd}(t)$ بهترین تجربه همسایه‌های ذره، $X_{id}(t)$ موقعیت فعلی ذره در بعد d و $V_{id}(t+1)$ سرعت جدید ذره در بعد d می‌باشد.

1- Velocity

درنهایت موقعیت جدید ذره طبق رابطه (٤) به‌روزرسانی می‌شود که $X_{id}(t+1)$ موقعیت جدید ذره می‌باشد(*Wong et al, 2013, 1391-1399*)

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

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 مدل‌سازی 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 می‌شود.

هدف اصلی از این جستجوی همسایگی این است که سرعت همگرایی الگوریتم افزایش پیدا کند بدون آن‌که جستجوی تصادفی را کم نماید. از آنجایی‌که جستجوی همسایگی متناسب با هر مسئله تعریف خاصی دارد و مسئله مکان‌یابی و تخصیص مورد تحقیق هم یک مسئله مکانی می‌باشد، 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).

به‌عبارتی دیگر، در این تحقیق جستجوی همسایگی یعنی مرکزی که کمترین فاصله را با مراکز دیگر دارد حذف شده و مرکزی دیگر جایگزین آن می‌شود و اگر تابع بهینگی ذره جدید بهتر شده باشد، جایگزین ذره نخبه می‌شود. هم‌چنین به دلیل آن‌که در این مسئله درصدی از حرکت قبلی در فضای گسسته قابل مدل کردن نمی‌باشد، از اپراتور جهش الگوریتم ژنتیک در اینجا استفاده شده است. ادامه حرکت قبلی (و نه موقعیت قبلی) بخش تصادفی الگوریتم PSO می‌باشد؛ 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 به‌عنوان ادامه حرکت قبلی استفاده شده است.

۲-۲-۱- فرموله‌سازی مسئله در HPSO

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

۲-۲-۱-۱- به‌روزرسانی 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 می‌باشند. همچنین بهترین ذره در کل جمعیت با توجه به تابع بهینگی ذرات تعیین می‌شود. سپس جستجوی همسایگی برای بهترین ذره انجام می‌گیرد. 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 می‌شود. در این تحقیق جستجوی همسایگی به این معنا می‌باشد که موقعیت مکانی یک مرکز که کمترین فاصله را با مراکز دیگر دارد، حذف‌شده 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 مدل‌سازی این حرکت از عملگر جهش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

تأثیر این حرکت هم متناسب با ضریب اینرسی خواهد

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 ٤ 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 ٤ : حرکت به سمت بهترین تجربه شخصی

۲-۲-۱-۱-٤- 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 ٥ 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

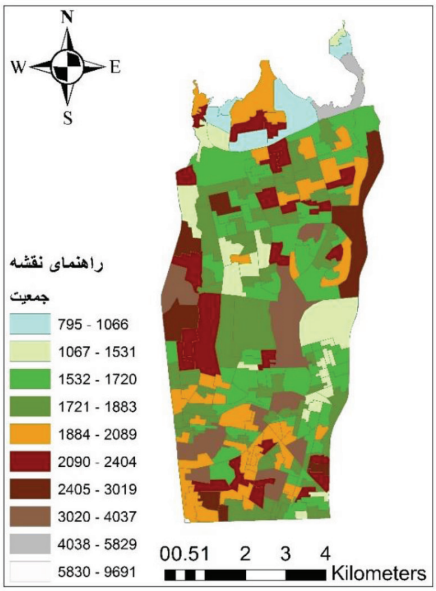
نگاره ٥ : حرکت به سمت بهترین جهانی

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 ٤٧/٦ کیلومترمربع است. طبق سرشماری سال ۱۳۹۰ سالنامه آماری ایران، تراکم جمعیت در این منطقه در حدود ٦٢٤٢٤٤ نفر در کل منطقه و ٦٣٦٤ نفر در هر کیلومتر مربع می‌باشد که نسبتاً بالا است و بخش اعظم جمعیت شامل ساکنان مسن می‌باشد. نگاره ٦ توزیع فضایی جمعیت در این منطقه را نشان می‌دهد. در حال حاضر این منطقه دارای ۱۰ بیمارستان می‌باشد.



نگاره ٦ : نقشه تراکم جمعیت منطقه دو تهران

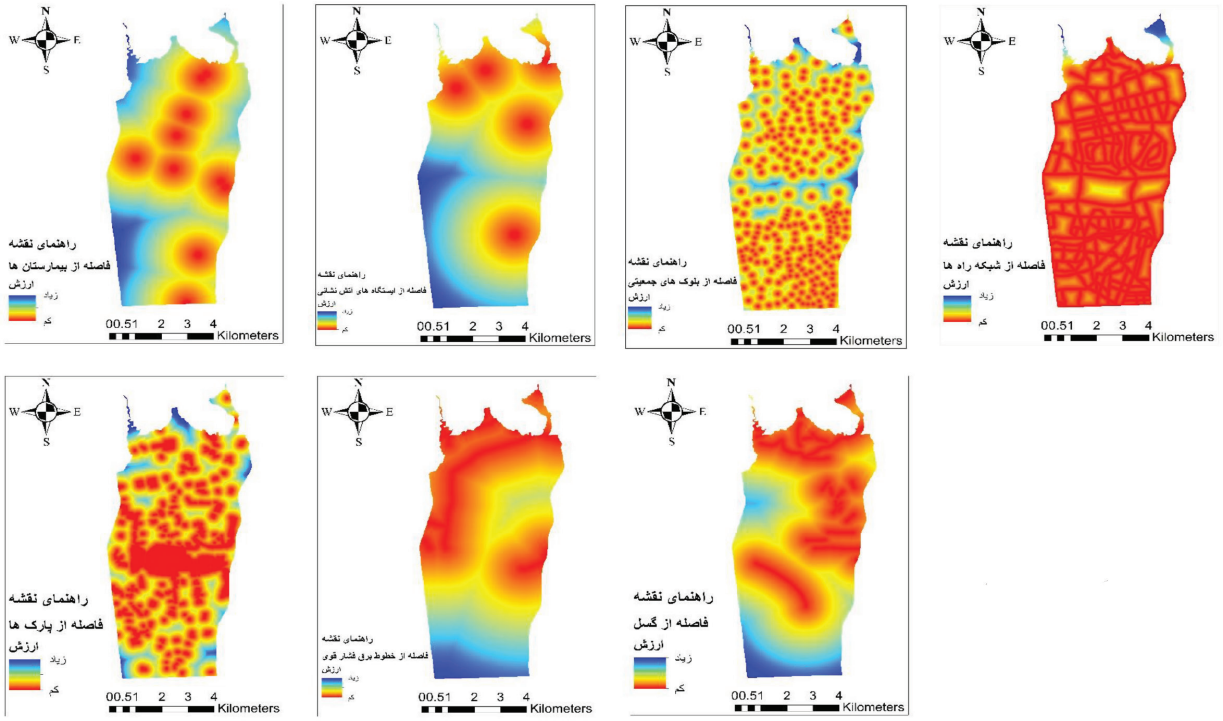
به‌منظور تعیین مکان‌های مستعد برای احداث بیمارستان با روش AHP، از ۷ معیار فاصله از بیمارستان‌های موجود (به منظور رعایت استانداردهای فاصله‌ای)، فاصله از ایستگاه‌های آتش‌نشانی (جهت اخذ کمک در هنگام آتش‌سوزی)، فاصله از مراکز جمعیتی (به منظور پوشش نقاط تقاضا)، فاصله از شبکه راه (برای دسترسی مناسب بلوک‌ها 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 هرکدام از معیارها در Expert choice به‌دست آمده است (مطابق با جدول ۱). نرخ ناسازگاری نیز برابر ۰/۰۷ نتیجه داده است که قابل قبول 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

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

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

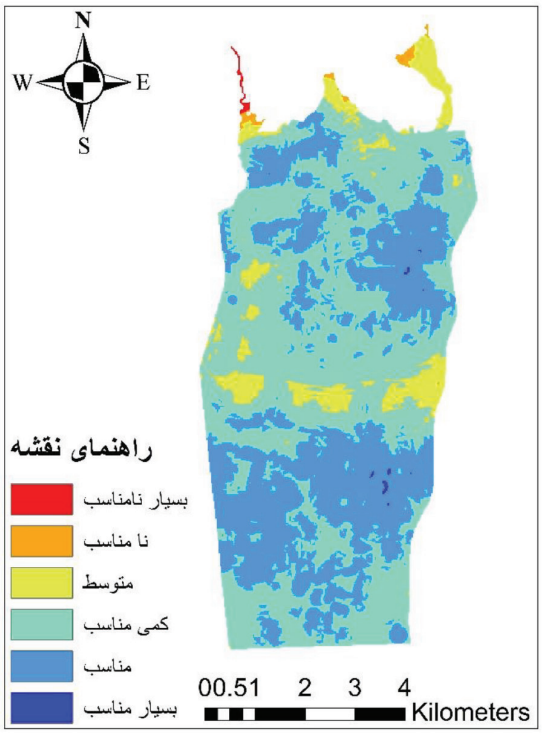


نگاره ۷ : نقشه‌های معیار مورداستفاده در AHP

و کمی مناسب استفاده شده است. به این شکل که ۶۷۵ مکان به‌عنوان مراکز کاندید وارد بخش بهینه‌سازی می‌شوند.

٤- بحث و نتایج

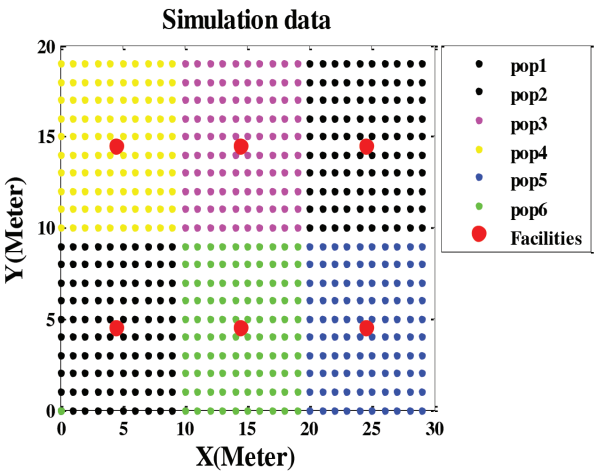
همان‌طور که در بخش معرفی ذکر شده است، برای مقایسه الگوریتم‌ها و مهم‌تر از آن پیدا کردن بهترین مقادیر برای پارامترهای الگوریتم‌ها، مجموعه‌ای از داده‌های شبیه‌سازی منظم استفاده شده است. این داده‌ها شامل ۶۰۰ بلوک با توزیع منظم بر روی یک شبکه با فاصله سازگار می‌باشند که در نگاره ۹ نشان داده شده است. هدف پیدا کردن شش مرکز و تخصیص تمام بلوک‌ها به نزدیک‌ترین مرکز خود به طوری‌که مجموع تمام فاصله‌های بین بلوک‌ها و مراکز مرتبط با آن‌ها به حداقل برسد. اگر منطقه به شش بخش با شکل‌ها و مساحت برابر تقسیم شود و مرکز ثقل این بخش‌های تقسیم شده در میان مراکز نامزد اولیه به‌عنوان بهترین مرکز باشد، پس از آن الگوریتم باید قادر به پیدا کردن این شش مرکز به‌عنوان جواب‌های مطلوب باشد.



نگاره ۸ : نقشه کلاسه‌بندی شده برای مکان‌یابی بیمارستان

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

تعداد اجرا	تعداد تکرار	جمعیت اولیه	درصد نخبه‌گرایی	نرخ جهش	نرخ ترکیب	زمان اجرا (ثانیه)	تابع بهینگی (متر)
۱	٤۰	۵۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۳/٦۸	۲۲۹۸/٤۳٤
۲	٤۰	۵۰	۱٦	۰/٦۰	۰/۸٤	۳/۵٤	۲٤۰۹/۲۱۳
۳	٤۰	۵۰	۱٦	۰/۰٦	۰/۸٤	۳/۸٦	۲۳۰۷/٤۵۹
٤	٤۰	۵۰	۳	۰/۲	۰/۸٤	۳/٦٦	۲۳۰۹/۱٤۵
۵	٤۰	۵۰	۷۵	۰/۲	۰/۸٤	٤/۱۲	۲٤۳۹/٦۵٤
٦	٤۰	۵۰	۱٦	۰/۲	۰/۵۰	۳/۹۳	۲۳۱۹/۷۱۷
۷	٤۰	۵۰	۱٦	۰/۱	۰/۷۰	۳/۵۷	۲۳۰۸/۳۵٦
۸	٤۰	۷۰	۱٦	۰/۱	۰/۸٤	٤/۳۸	۲۲۹۵/۳۹۰
۹	٤۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۵/۵۸	۲۲۹۳/٤٤۷
۱۰	٤۰	۱۳۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	٦/۷٦	۲۲۹۱/٦۵۱
۱۱	٤۰	۱۵۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۷/۵٦	۲۲۸۹/۸۹۱
۱۲	۱۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۱/٦۷	۲٤۱۰/۱۷۰
۱۳	٤۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	٤/۷۳	۲۲۹۸/۹۵۲
۱٤	۱۰۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۹/۰۱	۲۲۸۷/۷٦۱۲
۱۵	۱۲۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۱۰/۷۹	۲۲۸۷/۱٦۸۵
۱٦	۱۵۰	۱۰۰	۱٦	۰/۲	۰/۸٤	۱۳/۳٦	۲۲۸۷/۱٦۸۵



نگاره ۹ : داده‌های شبیه‌سازی و مراکز بهینه

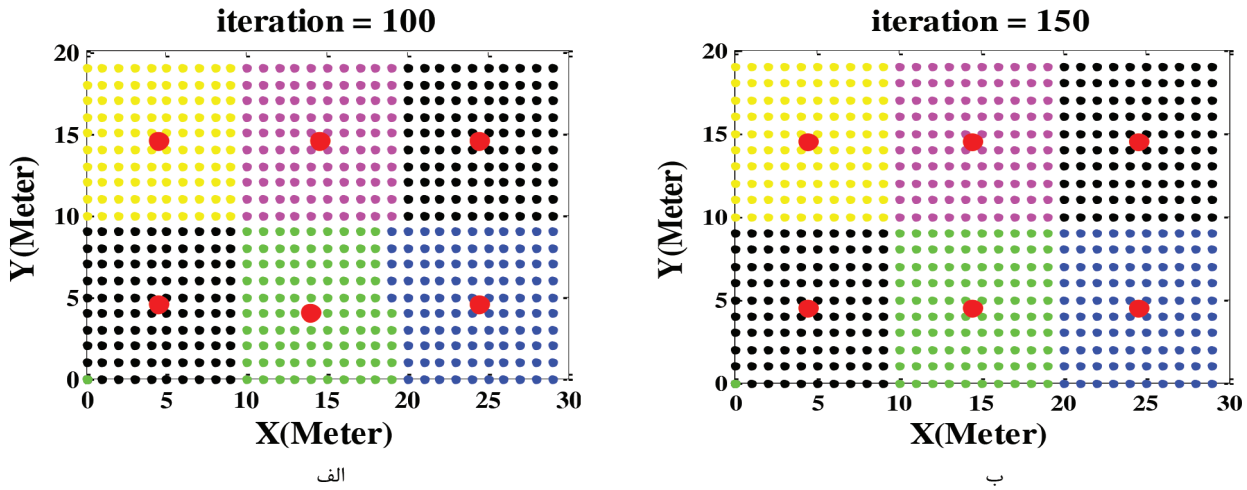
بنابراین، این داده‌ها را می‌توان برای ارزیابی و صحت مدل‌سازی الگوریتم‌ها استفاده کرد. مسئله مهم در هنگام استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری انتخاب مقادیر مناسب برای پارامترهای الگوریتم است. از آنجا که راه‌حل بهینه برای مجموعه داده‌های شبیه‌سازی شناخته شده است، بعد از نتایج حاصل از اجراها می‌توان با تغییر پارامترها در اجراهای مختلف، بهترین ترکیب پارامترها را به‌دست آورد و پارامترهای سه الگوریتم را کالیبره کرد.

٤-١- 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

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	٦۰	۵۰	۱۲	۲	۲	۲/۱٦	۲۲۹۹/٦۱۲
۲	٦۰	۵۰	۲	۲	۲	۳/۰۱	۲٤۱۳/۱۷۰
۳	٦۰	۵۰	۳٦	۲	۲	۲/۹٤	۲۳۰۷/٤۵۹
٤	٦۰	۵۰	۱۲	۱	۲	۲/۹۹	۲۳۰۵/۲٤۰
۵	٦۰	۵۰	۱۲	۳	۲	۲/۸٤	۲۳۰٦/۵٦٤
٦	٦۰	۵۰	۱۲	۲	۳	۲/۸۳	۲۳۱۹/۷۱۷
۷	٦۰	۵۰	۱۲	۲	۱	۲/۵۳	۲۳٤٦/۸۷٦
۸	٦۰	۷۰	۱۲	۲	۲	۳/٦۷	۲۲۹٤/۹۳۲
۹	٦۰	۱۰۰	۱۲	۲	۲	٤/۰۱	۲۲۹۱/۲۷۹
۱۰	٦۰	۱۳۰	۱۲	۲	۲	٤/۲٦	۲۲۹۰/۲۱۲
۱۱	٦۰	۱۵۰	۱۲	۲	۲	۱/۰۲	۲۲۸۸/۹۷٦
۱۲	۱۵	۱۰۰	۱۲	۲	۲	۱/۹۹	۲۳٦۵/۱٤۸
۱۳	۵۰	۱۰۰	۱۲	۲	۲	۳/٦۳	۲۳۰۱/۳۹۰
۱٤	۸۰	۱۰۰	۱۲	۲	۲	٦/۸۳	۲۲۸۷/۷۱۲۵
۱۵	۱۰۰	۱۰۰	۱۲	۲	۲	۸/٦۳	۲۲۸۷/۱٦۸۵
۱٦	۱۲۰	۱۰۰	۱۲	۲	۲	۱۱/۱۵	۲۲۸۷/۱٦۸۵



الف ب

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

کرده است. مقادیر بزرگ‌تر از آن فواصل کمی بزرگ‌تر را نتیجه می‌دهد (تابع بهینگی بدتر می‌شود). سطح پایین نخبه‌گرایی ازجمله سه درصد، سرعت همگرایی الگوریتم را کاهش می‌دهد. در مقابل، سطوح بالاتر آن ازجمله 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 به‌درستی به آن‌ها اختصاص داده شده‌اند.

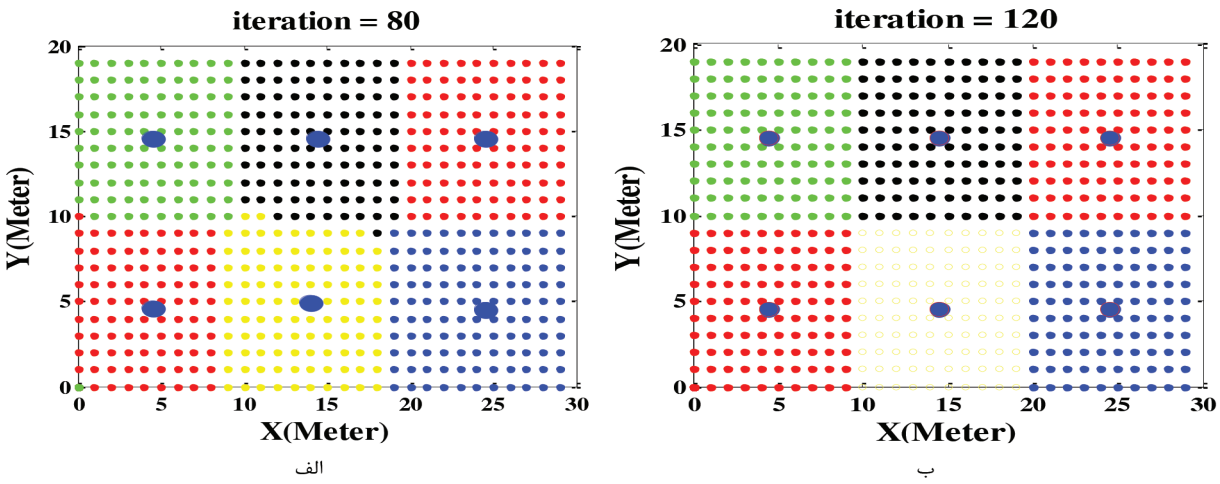
۴-۲- اجرای HPSO بر روی داده‌های شبیه‌سازی

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.

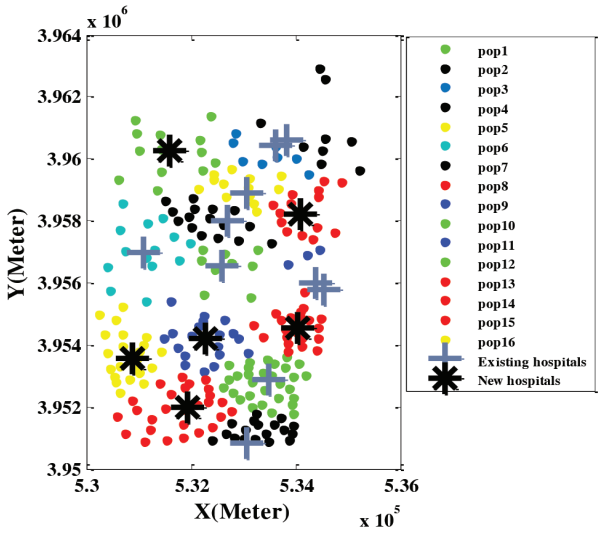
تعداد پارامتر تصمیم الهام گرفته شده از تجربه شخصی و جهانی هرکدام دو مورد بوده است. جمعیت اولیه برابر با ۱۰۰ ذره انتخاب شده است. هم‌چنین تعداد ۱۲۰ تکرار به عنوان شرط خاتمه انتخاب شده است. در نگاره ۱۱ پنج مرکز توسط الگوریتم در تکرار ۸۰ پیدا شده است که در موقعیت مطلوبی هستند و مرکز ششم تا بهترین موقعیت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



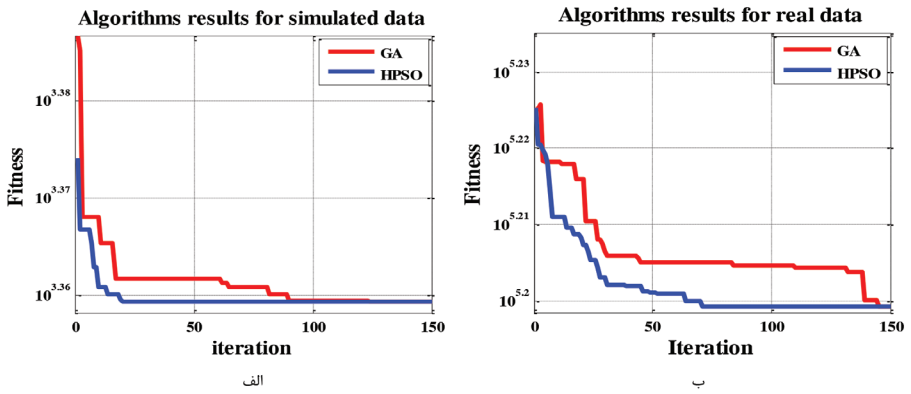
نگاره ۱۱ : نتایج پیاده‌سازی HPSO بر روی داده‌های شبیه‌سازی: الف) سطر ۱۶ از جدول ۳ و ب) سطر ۱۸

٤-۳- 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 آنجایی‌که 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 به‌دست آورده‌اند. این مسئله در مورد الگوریتم HPSO مشهودتر است و 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 ٦ مرکز بهینه در کنار ۱۰ مرکز قبلی پیدا شده‌اند که مجموع فواصل نقاط جمعیتی از آن‌ها کمترین مقدار می‌باشد. بهترین مقدار تابع برازندگی درمجموع 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



الف ب

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

٤-٤- مقایسه و ارزیابی الگوریتم‌ها

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

٥-٤-١- روند همگرایی

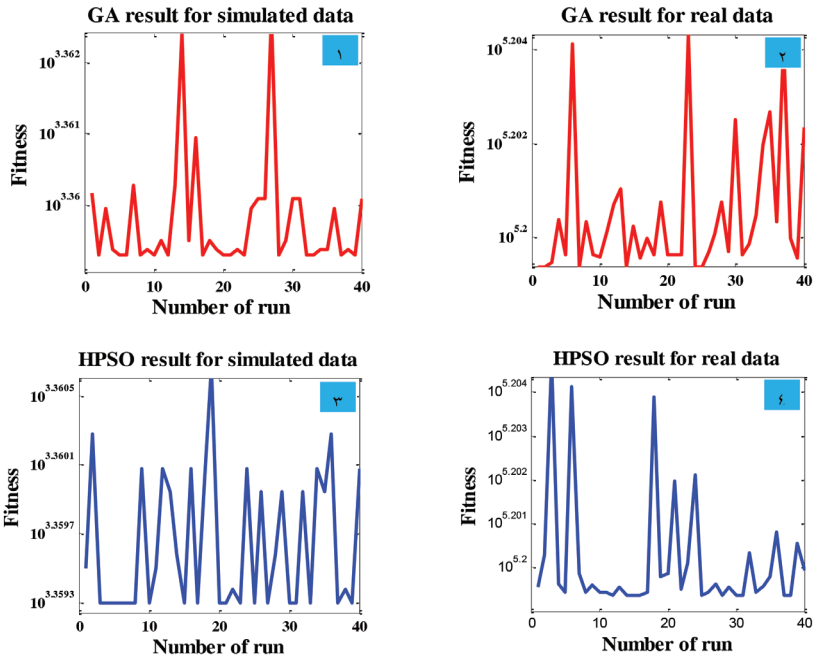
نگاره ۱۳ سرعت همگرایی دو الگوریتم را برای هر دو داده‌ی شبیه‌سازی و واقعی نشان می‌دهد. سرعت همگرایی الگوریتم HPSO بیشتر از الگوریتم ژنتیک است که علت آن می‌تواند نحوه تعریف حرکت ذره به سمت بهترین تجربه شخصی و عمومی باشد. همچنین مدل کردن جستجوی همسایگی توسط ذره نخبه، سبب شده است تا الگوریتم زودتر همگرا 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. بااین‌حال، 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.

٤-٤-٢- تکرارپذیری

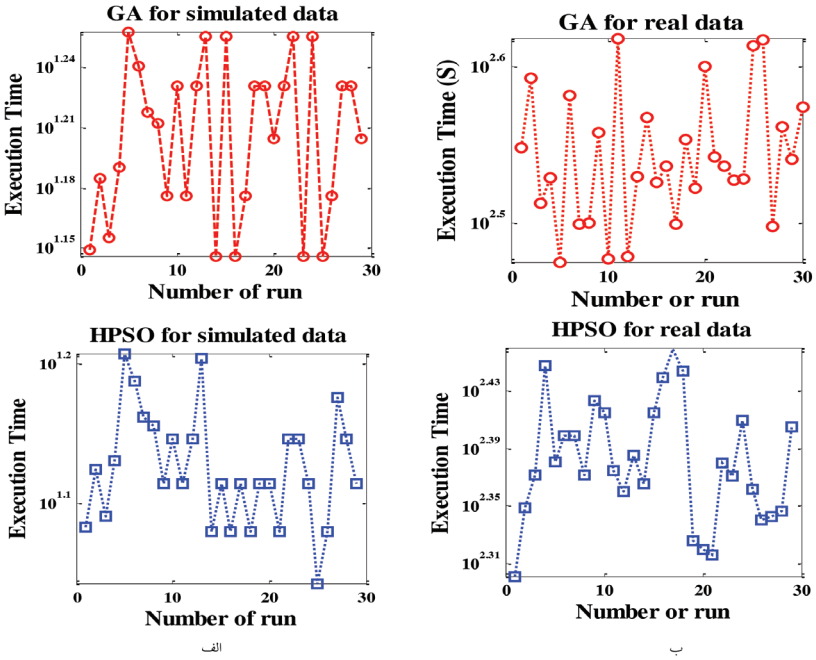
رسیدن به نتایج یکسان در تکرارهای مختلف، نشانه‌ای از پایداری و تکرارپذیری آن الگوریتم است. معیار تکرارپذیری برای بحث‌های مدیریتی، بسیار مهم‌تر از معیارهایی چون همگرایی و زمان اجرا است. برای ارزیابی تکرارپذیری الگوریتم‌ها، آن‌ها ٤٠ بار برای هر دو داده‌ی شبیه‌سازی و واقعی اجرا شده‌اند. در نگاره ١٤ تکرارپذیری 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. بااین‌حال، الگوریتم GA در داده‌های شبیه‌سازی با ثبات و پایداری بیشتری نسبت به داده‌های واقعی می‌باشد.

٤-٤-٣- 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.



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



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

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 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

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. بااین‌حال 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 نه‌تنها تکرارپذیرتر و ساده بوده، بلکه سریع‌تر از الگوریتم ژنتیک نیز عمل کرده است. بنابراین، 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 مآخذ

۱. نوع, ا., سخنرانی, ن., کاوه, م., طالعی, م., دانشکده, ن. ب., & دانشگاه, ص. خ. ن. ط. عنوان: پهنه بندی خطر زمین لغزش با استفاده از روش های AHP، FuzzyAHP و سناریوهای مختلف FuzzyOWA در راستای توسعه و امنیت شهری (مطالعه موردی: استان تهران).

۲. موسوی میرکلائی, س. م., کاوه, م., خویشه, م., & آقابابایی, م. (۲۰۱۸). Design and Implementation a Sonar Data Set Classifier using Multi-Layer Perceptron Neural Network Trained by Elephant Herding Optimization. فصلنامه علمی-پژوهشی دریا فنون, ۵(۱), ۱۲-۱.

3. 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.

[4. Cooper, L. (1963). Location-allocation problems. Operations research, 11(3), 331-343.

5. 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.

6. 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.

7. Steiner, M. T. A., Datta, D., Neto, P. J. S., Scarpin, C. T., & Figueira, J. R. (2015). Multi-objective optimization in partitioning the healthcare system of Parana State in Brazil. Omega, 52, 53-64.

applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press.
19. Saaty, T. L. (1980). The Analytic Hierarchy Process: New York, NY, McGraw Hill, reprinted by RWS Publication, Pittsburgh.
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. Kaveh, M., & Mesgari, M. S. (2019). Improved biogeography-based optimization using migration process adjustment: An approach for location-allocation of ambulances. Computers & Industrial Engineering, 135, 800-813.
22. Kaveh, M., Khishe, M., & Mosavi, M. R. (2019). Design and implementation of a neighborhood search biogeography-based optimization trainer for classifying sonar dataset using multi-layer perceptron neural network. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 100(2), 405-428.
23. Mosavi, M. R., Kaveh, M., & Khishe, M. (2016, March). Sonar Data Set Classification using MLP Neural Network Trained by Non-linear Migration Rates BBO. In The Fourth Iranian Conference on Engineering Electromagnetic (ICEEM 2016) (pp. 1-5).
24. Mosavi, M. R., Kaveh, M., Khishe, M., & Aghababaee, M. (2016). Design and Implementation a Sonar Data Set Classifier by using MLP NN Trained by Improved Biogeography-based Optimization. In Proceedings of the Second National Conference on Marine Technology (pp. 1-6).
25. Khishe, M., Mosavi, M. R., & Kaveh, M. (2017). Improved migration models of biogeography-based optimization for sonar dataset classification by using neural network. Applied Acoustics, 118, 15-29.
26. 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.
27. 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.
8. 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.
9. 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.
[17]. Senvar, O., Otay, I., & Bolturk, E. (2016). Hospital Site Selection via Hesitant Fuzzy TOPSIS. IFAC-PapersOnLine, 49(12), 1140-1145.
11. Önüt, S., Efendigil, 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. Khishe, M., Mosavi, M. R., & Kaveh, M. (2017). Improved migration models of biogeography-based optimization for sonar dataset classification by using neural network. Applied Acoustics, 118, 15-29.
13. 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.
14. 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.
15. 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.
16. 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.
17. 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).
18. Holland, J. H. (1992). Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with