استفاده از الگوريتم ژنتيك در مسائل كوتاهترين مسير چند معياره بر پايه سيستمهاي اطلاعات مكاني

پرهام پهلواني[۱]، محمود رضا دلاور[*۲] و فرهاد صمدزادگان[۳]

[۱]دانش آموخته كارشناسي ارشد گرايش سيستمهاي اطلاعات مكاني گروه مهندسی نقشه‌برداری

[۲]استاديار قطب علمي مهندسي نقشه‌برداري و مقابله با سوانح طبيعی گروه مهندسی نقشه‌برداری

پرديس دانشكده هاي فني - دانشگاه تهران

[۳]دانشيار گروه مهندسی نقشه‌برداری - پرديس دانشكده هاي فني - دانشگاه تهران

(تاريخ دريافت ۸۴/۴/۵ ، تاريخ دريافت روايت اصلاح شده ۸۵/۸/۲۰ ، تاريخ تصويب ۸۵/۹/۱۱)

چكيده

مسائل كوتاهترين مسير چند معياره[۱](MSPP) از جمله مسائل NP-Hard قلمداد مي‌شوند. درMSPP با در نظر گيري معيارهاي مستقل با درجه اهميت مساوي؛ ارائه يك راه‌حل بهينه منحصربفرد كه بهينه كننده تمام معيارها بصورت همزمان باشد، بندرت در واقعيت امكان پذير است و در نتيجه ناچار به محاسبه‌ي تقريبي از بهينه كلي خواهيم بود. تعدادي از روشهاي تقريبي مسيريابي براي حل اين دسته از مسائل پيشنهاد شده‌اند اما پيچيدگي زماني اين روشها باعث شده است كه از مطرح شدن آنها بعنوان يك راه‌حل عملي در شبكه‌هاي بزرگ جلوگيري شود. در طول دهه‌هاي گذشته الگوريتم ژنتيك[۲](GA) در حل مسائل پيچيده بهينه‌سازي چند هدفه به خوبي عمل كرده‌است. در اين مقاله يك الگوريتم ژنتيك در محيط سيستم‌هاي اطلاعات مكاني[۳](GIS) براي MSPP با در نظر گرفتن معيارهاي مستقل با درجه اهميت مساوي ارائه شده است. نتايج بدست آمده از تجزيه و تحليل كارهاي عملي انجام شده، حاكي از قابليت الگوريتم ژنتيك پيشنهادي در جستجوي فضاي مساله، توليد يک مجموعه‌ي بزرگ از مسيرهاي پيشنهادي و تكامل بسوي تقريبي با كيفيت خوب از جواب هاي بهينه در MSPP مي‌باشند.

واژه‌هاي كليدي: سيستم‌هاي اطلاعات مكاني- كوتاهترين مسير چند معياره - الگوريتم ژنتيك چند هدفه

مقدمه

سيستم هاي اطلاعات مكاني براي مسائل تجزيه و تحليل مكاني مانند جايابي و مسيريابي با داشتن قابليت‌هاي اخذ، مديريت، نمايش و تجزيه و تحليل داده‌هاي مكاني قابل استفاده هستند. به نظر Chakhar و Martel [۱] نرم‌افزارهای سيستم‌هاي اطلاعات مكاني موجود، علي‌رغم داشتن قابليت‌هاي فراوان در كنترل داده‌هاي مكاني، معمولاً در برخورد با مسائل چند معياره‌اي چون "حل مساله كوتاهترين مسير با در نظر گرفتن چند معيار" با كمبود ابزار قدرتمند تجزيه و تحليل مكاني مواجه می باشند. به اين دليل حل مساله كوتاهترين مسير با در نظر گرفتن چند معيار را به عنوان يك نمونه از نيازمنديهاي جاري سيستم‌هاي اطلاعات مكاني مي‌شناسند كه ذيلاً به توضيح آن مي‌پردازيم.

زماني كه مساله كوتاهترين مسير[۴](SPP) گسترش مي‌يابد تا دو يا چند معيار را شامل شود، SPP به مساله كوتاه ترين مسير در حالت چند معياره (MSPP) تبديل مي‌شود. در MSPP با در نظر گرفتن معيارهاي مستقل با درجه اهميت مساوي؛ ارائه يك راه‌حل بهينه منحصر به فرد كه بهينه كننده تمام معيارها بصورت همزمان باشد به ندرت در واقعيت امكان پذير است [۲]. با اين شرايط مي‌توان از الفاظي چون "راه‌حلهاي سازگار" و يا "راه‌حلهاي نزديك به بهينه" استفاده كرد.

MSPP از جمله‌ي مسائل NP-Hard طبقه‌بندي شده است[۳] كه معمولاً حل بسياري از مسائل آن با استفاده از يك تركيب خطي وزندار[۵] به حل ساده‌تر يك SPP در قالب يك تابع هزينه منجر شده و اين در حالي است كه در بيشتر مواقع محاسبه مجموعه‌اي از وزن هاي مناسب براي معيارهاي درگير شده بسيار پيچيده بوده و اغلب بايد بوسيله تجزيه و تحليل افراد خبره انجام پذيرد و يا آن كه يك معيار براي بهينه‌سازي انتخاب شده و از ديگر معيارها بعنوان قيود اضافي استفاده گردد[۴]. به علاوه بسياري از روش هاي تقريب MSPP (كه در بخش

* نويسنده مسئول : تلفن : ۶۱۱۱۴۲۵۷ , فاكس : ۸۸۰۰۸۸۳۷ , Email: mdelavar@ut.ac.ir

مروري بر تحقيقات انجام شده ارائه خواهند شد)، در عمل براي شبكه‌هاي بزرگ بدليل پيچيدگي‌هاي مربوط به پياده‌سازي آنها، غير قابل استفاده هستند.

اخيراً الگوريتم ژنتيك (GA) در بسياري از مسائل بهينه‌سازي چند هدفه به كار گرفته شده‌است[۲،۴،۵]. خصوصيات ذاتي الگوريتم ژنتيك كه آن را براي مسائل بهينه‌سازي چند هدفه مناسب مي‌سازد همان جستجوي چند جهته و كلي با حفظ جواب هاي بالقوه از نسلي به نسل ديگر، بانضمام قابليت كنترل انواع توابع هدف و قيود است. قبل از به كارگيري الگوريتم ژنتيك در شبكه‌هاي بسيار بزرگ و تلفيق آن با GIS براي حل MSPP، نيازمند رسيدن به الگوريتم ژنتيك مناسب براي طراحي مسيرهاي نزديك به بهينه كلي هستيم بگونه‌اي كه ديگر، نياز به استفاده از يك تركيب خطي وزن دار براي تبديل MSPP به SPP نباشد. لازم به ذكر است كه فرض اصلي در اين تحقيق در حل MSPP اين است كه كليه معيارها مستقل و داراي اهميت مساوي بوده و هدف رسيدن به مجموعه جواب هاي نزديك به مجموعه جوابهاي بهينه كلي بدون توجه به كاربرد خاص است.

در اين مقاله ابتدا تحقيقات انجام شده در زمينه MSPP مرور مي‌شود. سپس به تشريح MSPP و ساختار داده مورد استفاده مي‌پردازيم. در ادامه الگوريتم ژنتيك طراحي شده براي MSPP مرور شده و در انتها به ارائه تجربيات انجام شده در اين تحقيق با هدف آشكار سازي قابليت الگوريتم ژنتيك در حل مسائل MSPP مي‌پردازيم.

مروري بر تحقيقات انجام شده

Fernandez و همكاران [٦] و Mandow و Perez de la Cruz [۷] اقدام به ارائه روشي براي ناوبري ربات‌ها با استفاده از روش "lexicographical goal satisfaction" با در نظر داشتن سه معيار مستقل كرده‌اند كه يكي از مشكلات اين روش اين است كه تنها محدود به سه معيار مستقل بوده به انضمام آنكه كارايي آن بر روي شبكه‌هاي بزرگ هنوز به اثبات نرسيده است. Skriver و Anderson [۸] با استفاده از يك روش تصحيح بر چسب اقدام به بررسي مساله كوتاهترين مسير در حالت دو معياره كردند. در الگورتيم آنان تنها مجموعه برچسب ها را ذخيره كرده و مسيرهاي پارتو[۶] پس از اتمام برنامه استخراج مي‌شوند. جزئيات ارائه شده نشان مي‌دهند كه الگوريتم هاي برچسب‌گذاري گره‌ها در بهترين حالت داراي پيچيدگي نمايي هستند. به علاوه الگوريتم ارائه شده بر روي شبكه‌هاي كوچك تست شده و محدود به دو معيار است. Martins و همكاران[۹]، يك روش درختي به منظور رتبه‌بندي مسيرهاي بهينه در كوتاه ترين مسيريابي چند معياره براي دو معيار ارائه كردند. Martins و dos Santos [۱۰] يك الگوريتم برچسب‌گذاري براي كوتاه ترين مسيريابي چند معياره ارائه دادند. اين روش جستجوي بر چسب‌گذاري از لحاظ تئوري مناسب، اما هزينه حافظه مورد استفاده در اين روش بگونه‌اي است كه مانع از پياده‌سازي آن در عمل مي‌شود. Hallam و همكاران [۱۱] يك الگوريتم تقريبي براي كوتاهترين مسيريابي چند معياره با بهره‌برداري از اطلاعات شهودي (همانند A*) ارائه دادند. مسيرهاي پارتو بر اساس اندازه تابع هزينه كه شامل اطلاعات شهودي و قيود هستند انتخاب شدند. Nepal و Park [۱۲] روش برچسب‌گذاري را با الگوريتمهاي exhaustive تركيب كرده‌اند. نياز به تحقيق بيشتر به منظور افزايش كارايي عملي الگوريتم ارائه شده براي شبكه‌هاي بزرگتر دنياي واقعي وجود دارد. Roy و همكاران [۱۳] اقدام به ارائه يك كاربرد واضح و مناسب از الگوريتمهاي تكاملي براي مساله‌اي كه طبق تعريف چند معياره ناميده مي‌شود، كرده‌اند. هدف اصلي از اين مسيريابي، بهبود كيفيت سرويس‌دهي[۷] (QoS) در توزيع كاراي داده از منبع اصلي به ساير منابع از طريق بي‌سيم است. تناقض موجود بين پارامترهاي مطرح در QoS سبب پيچيدگي بيشتر حل اين دسته از مسائل شده است. نويسندگان اشاره مي‌كنند كه تحقيقات در زمينه مسيريابي مربوط به QoS به صورت شفاف، بيان كننده كارايي الگوريتمهاي ژنتيك در يافتن جوابهاي نزديك به بهينه سراسري در زمان محاسباتي عملي است.

بسياري از مقالات در زمينه كاربرد محاسبات تكاملي در مسائل چند معياره در GIS موجود هستند كه نشان از مناسب بودن محاسبات تكاملي در مسائل چند معياره در GIS را دارند [۱۴،۱۵، ۱٦، ۱۷] .

مقدمات مورد نياز براي پياده‌سازي

تعريف مسأله

شبكه G(V,E) به گونه‌اي تعريف مي‌شود كه

$$\forall e \in E : e \rightarrow c(c_1, c_2, ..., c_D) \quad (۱)$$

بردار c برداري از معيارهاي اختصاص داده شده به هر يال (e) به تعداد D باشد. بعنوان نمونه مي‌توان طول هر يال و زمان عبوري از آن را به عنوان معيارهاي هر يال دانست. در اين صورت خواهيم داشت:

$$\forall e \in E : e \rightarrow c(c_{length}, c_{time}) \text{ and } D = 2 \quad (۲)$$

بردار توصيف كننده مسير $P_{s,t}$ كه آن را pdv[۸] مي‌ناميم، به گونه‌اي تعريف مي‌شود كه هر مؤلفه i از pdv، حاصل جمع هزينه (c) هر يك از معيارهاي متناظر D براي يال هاي موجود روي مسير $P_{s,t}$ از s به t باشد ($i \in$ معادله ۴). در MSPP، هدف پيدا كردن كوتاهترين مسير بين دو گره ثابت $s, t \in V$ بگونه‌اي است كه معادله ۳ در ميان تمام مسيرهاي موجود $P_{s,t}$ كمينه شود[۳]. براي آن كه مسير موجود بوده و در آن حلقه نباشد از معادله ۴ با شرط معادله ۵ استفاده مي‌شود. استراتژی توليد جواب های شدنی، با رعايت معادله‌های ۴ و ۵ می‌باشد.

$$P_{s,t} \qquad \forall P_{s,t} \in pdv(q_1, q_2, \ldots, q_D) \quad (۳)$$

$$\sum_{(i,j)\in P} X_{i,j} - \sum_{(i,j)\in P} X_{j,i} = \begin{cases} 1, & i=s \\ 0, & \text{for } i \in V-\{s,t\} \\ -1, & \text{for } i=t \end{cases} \quad (۴)$$

$$X_{i,j} = \begin{cases} 1, \text{ if edge } (i,j) \text{ is on the path } P_{s,t} \ \forall \text{ edges}(i,j) \in E \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (۵)$$

$$\begin{cases} q_1 = \sum_{(i,j)\in P_{s,t}} c^1_{i,j} \in (X_{i,j}) \\ q_2 = \sum_{(i,j)\in P_{s,t}} c^2_{i,j} \in (X_{i,j}) \\ \ldots \\ q_D = \sum_{(i,j)\in P_{s,t}} c^D_{i,j} \in (X_{i,j}) \end{cases} \quad (۶)$$

تمامي مسيرهاي موجود $P_{s,t}$ به صورت $P_{s,t}=\{p_0=s, p_1, \ldots, p_{k-1}=t\}$ هستند كه در آنها k تعداد گره‌هاي موجود در مسير $P_{s,t}$ است.

ساختار داده‌ها

ساختار توپولوژيكي مورد استفاده در G(V,E) ساختار "forward and backward-star" [۱۸-۱۹] است. بگونه‌اي كه در اين ساختار، از نگهداري مختصات مربوط به گره‌ها و يال‌ها و هر گونه اطلاعات مكاني ديگر در G(V,E) چشم‌پوشي مي‌شود. در اين صورت مشخصه‌هاي شبكه ساده توپولوژيكي مورد استفاده شامل نحوه‌ي اتصال يال‌ها و بردار معيار مربوط به هر يك از لبه‌هاست.

مفهوم بهينه بودن در MSPP

در MSPP، D معيار مستقل براي هر يال $e \in G$ تعريف مي‌شود. از آن جا كه جواب بهينه سراسري براي يك MSPP به ندرت يافت مي‌شود يك بيان ديگر از بهينه بودن لازم است. اگر مقايسه ميان معيارها نياز نباشد، مي‌توانيم از مفهوم بهينه پارتو[۹] استفاده نماييم[۵]:

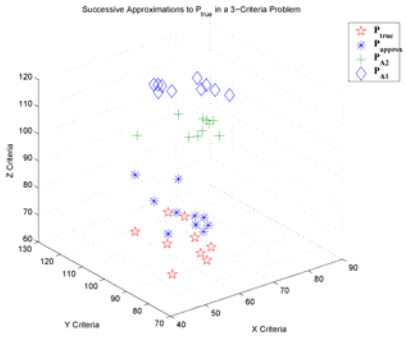
با فرض D معيار (در حالت كمينه كردن)، اگر دو راه‌حل براي يك مساله چند معياره، كه هر يك بردارهاي تصميم‌گيري ناميده مي‌شوند به صورت هاي $X=\{x_0,\ldots,x_{D-1}\}$ و $Y=\{y_0,\ldots,y_{D-1}\}$ قابل محاسبه باشند، آنگاه مي‌گوييم:

X غالب بر Y است

$$\text{iff } \forall i \rightarrow x_i \le y_i \text{ and } \exists j : x_j < y_j \quad (۷)$$

براي حل MSPP، اگر مجموعه بهينه سراسري از مسيرها را P_{true} بناميم، در آن صورت الگوريتم ژنتيك بايد مجموعه جواب هاي اوليه را به منظور هر چه نزديك تر شدن به P_{true} تكامل دهد (توليد P_{true} از جمله مسائل Np-Hard است)[۳] لذا در تلاش براي ايجاد تمامي مجموعه P_{true} كه در بدترين حالت نمايي است[۸]، در اين تحقيق از روشهاي مختلفي استفاده شده است كه در بخش "متريك هاي كيفيت" از "كار عملي ۳" به آن پرداخته خواهد شد). بعد از هر نسل g در الگوريتم ژنتيك، بهترين افراد(مسيرها) بر اساس تابع برازندگي خارج شده و در مجموعه P^g_{approx} ذخيره مي‌شوند. خروجي الگوريتم ژنتيك چه در نتيجه خاتمه زودرس[۱۰] و چه در نتيجه تكامل تا نسل آخر را P_{approx} مي‌ناميم.

شكل (۱) نشان‌دهنده مثالي از تقريبهاي متوالي تا P_{true} از طريق الگوريتم ژنتيك در يك MSPP با D=۳ است. در اين مثال P_{A1}، تقريب اول؛ P_{A2}، تقريب دوم و P_{approx}، تقريب نهايي از P_{true} می باشد.



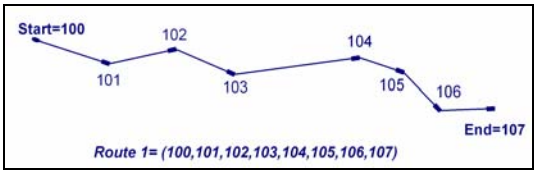
شكل ۱: نمايشی از تكامل P^g_{approx} متوالی و P_{true}.

الگوریتم ژنتیك

نحوه طراحی الگوریتم ژنتیک پیشنهادی شامل قسمت ها و مراحل مختلفی است که ذیلاً به توضیح آن پرداخته می شود:

ساختار کروموزوم

در الگوريتم ژنتيك كلاسيك عمليات بر روي كروموزومهايي با طول ثابت انجام مي‌پذيرفت. در الگوريتم ژنتيك پيشنهادي، طول هر كروموزوم متغير است. اين موضوع با رعايت اين شرط مي‌باشد كه طول هر كروموزوم نبايد از ماكزيمم تعداد گره‌هاي موجود در شبكه G(V,E) بيشتر شود. در اين صورت يك كروموزوم(مسير) توالي از اعداد صحيح مثبت بوده كه به كد منحصر بفرد هر يك از گره‌هايي(تقاطع‌هايي) كه نمايش دهنده يك مسير از گره مبدا به گره مقصد مي‌باشند اشاره مي‌كند(شكل ۲).



شکل ۲: نمایشی از یک کروموزوم(مسیر).

ايجاد يك مسير (كروموزوم) با استفاده از اطلاعات توپولوژيكي ذخيره شده در شبكه انجام مي‌شود بگونه‌اي كه مسير مورد نظر موجود بوده و در آن حلقه (عبور تكراري از يك گره) وجود نداشته باشد (معادله‌هاي ۴ و ۵). یادآوری می‌شود که ساختار توپولوژيكي مورد استفاده در شبكه G(V,E) ساختار "forward and backward-star" [۱۸،۱۹] مي‌باشد. بگونه‌اي كه در اين ساختار، از نگهداري مختصات مربوط به گره‌ها و لبه‌ها و هر گونه اطلاعات مكاني ديگر در G(V,E) چشم‌پوشي مي‌شود. در اين صورت مشخصه‌هاي شبكه ساده توپولوژيكي مورد استفاده، شامل نحوه‌ي اتصال لبه‌ها و بردار معيار مربوط به هر يك از لبه‌ها است.

نحوه‌ی ایجاد جمعیت اولیه

جهت ايجاد يك مسير(كروموزوم) از جمعيت اوليه الگوريتم ژنتيك پيشنهادی، از الگوريتم تغيير يافته ديجسترا[11] كه بر اساس ساختار داده d-Heap's با d=2 با مديريت حافظه براي مواجه با شبكه‌هاي بزرگ پياده‌سازي شده است استفاده شد[۲۰-۱۹] . بدين صورت كه هر يك از لبه‌هاي موجود در شبكه G(V,E) به صورت تصادفي با توزيع يكنواخت در هر بار ايجاد يك مسير، وزندار مي‌گردند (در بخش "كار عملي ۱" از اين تحقيق، كارايي اين روش بررسي شده است).

تابع برازندگی

به منظور ارزيابي ميزان برازندگي هر راه حل (مسير)، از روش تخصيص برازش بر مبناي "Pareto ranking" [۵] بعنوان ابزاري جهت دستيابي به توانايي يكسان در توليد مثل براي تمامي جوابهاي Pareto استفاده شد. اين روش بر مبناي رتبه‌بندي[12] هر يك از افراد نسل، بر مبناي تعداد دفعاتي است كه هر يك از آنان از سوي ديگر افراد جمعيت مغلوب شده‌اند. بدين صورت كه ابتدا تمامي جواب هاي غالب با استفاده از معادله ۵، انتخاب شده و با احراز رتبه يك از جمعيت حذف مي‌شوند سپس مجدداً تمامي جواب هاي غالب انتخاب شده و با احراز رتبه دو از جمعيت حذف مي‌شوند و اين روند ادامه مي‌يابد تا تمامي افراد جمعيت داراي رتبه شوند.

انتخاب

انتخاب تورنمنتي بدون جايگزيني[13]، بعنوان يك انتخاب براي كم كردن اختلال(noise) حاصل از انتخاب والدين براي اعمال عملگرهاي الگوريتم ژنتيك شناخته شده است[۵]. يادآوري مي‌شود انتخاب تورنمنتي بدون جايگزيني در نتيجه انتخاب تصادفي مجموعه s تايي از جمعيت و انتخاب بهترين كروموزوم از ميان مجموعه s است. s اندازه تورنمنت بوده كه معمولاً برابر دو مي‌باشد. s تنظيم كننده فشار انتخاب[14] است، به گونه‌اي كه فشار انتخاب در نتيجه افزايش s، افزايش مي‌يابد. يادآوري مي‌شود كه فشار انتخاب ميانگين برازش جمعيت است كه بعد از انتخاب انتظار مي‌رود حاصل شود. اگر فشار انتخاب افزايش يابد احتمال اخذ تصميم اشتباه به صورت نمايي اضافه مي‌شود، اگرچه ممكن است سرعت همگرايي بالا رود. در الگوريتم ژنتيك پيشنهادي از انتخاب تورنمنتي بدون جايگزيني با اندازه ۲ استفاده شده است به گونه‌اي كه دو مسير بصورت تصادفي با توزيع يكنواخت انتخاب شده و مسيري كه ميزان برازندگي بالاتري(رتبه كمتری) داشته باشد انتخاب مي‌شود. قابل ذكر است كه دو مسير نبايد يكي باشند. اين گونه انتخاب براي توليد مثل بر مبناي رتبه بندي صورت گرفته در مرحله تخصيص برازش

به هر يک از افراد نسل خواهد بـود و تمـامي افـرادي کـه داراي رتبه مسـاوي هسـتند، شـانس مسـاوي در انتخـاب داشته و هر چه رتبه کمتر باشد شانس انتخاب فرد بيشـتر است.

عملگرهاي الگوريتم ژنتيك

تقاطع[۱۵]

تقاطع در مسائل مسيريابي نقش تغيير بخش(هايي) از هر مسير، بين دو مسير انتخاب شده از طريق روش انتخاب را بازي مي‌کند به گونه‌اي که هر فرزند بوجود آمده از طريق آن، تنها نشان‌دهنده يك مسير باشد. اگر عدد تصادفی توليد شده با توزيع يکنواخت از احتمال تقاطع (C) کمتر باشد، اين عملگر بين دو مسير انتخاب شده از طريق روش انتخاب اعمال می‌شود.

در الگوريتم ژنتيـك پيشـنهادي از روش تقـاطعي چند نقطه‌اي[۱۶][۲۱] اسـتفاده شـده اسـت. روش تقـاطعي پيشنهادي مانند روش مرسوم آن نبوده به گونـه‌اي کـه در روش پيشـنهادي دو مسـير انتخـاب شـده جهـت تقـاطع مي‌بايد در حداقل يك ژن(گره) بجز گره‌هاي مبدا و مقصد مشترك باشند و ديگر(مانند روش مرسـوم آن) نيـازي بـه يکي بودن جايگاه گـره‌هـاي مشـترك نيسـت. بـراي ايـن منظور ابتدا گره(هاي) مشترك در هر دو مسير پيدا شده و به تعداد نقاط تقاطع يافت شـده(n)، عمـل تقـاطعي چنـد نقطه‌اي انجام مي‌شود. بـه عنـوان نمونـه اگـر والـدين بـه صورت

$R_1 = (100,101,102,\underline{103},104,\underline{105},106,107)$ (۸)

$R_2= (100,108,\underline{103},109,110,\underline{105},107)$ (۹)

باشند در اين صـورت فرزنـدان در نتيجـه اعمـال عملگـر تقاطع چند نقطه‌ای با n=2 (چون دو گره مشترك بين دو مسير R_1 و R_2 پيدا شده است يعني گره‌هاي *103* و *105*)، به صورت

$R_3 = (100,101,102,103,109,110,105,106,107)$ (۱۰)

$R_4= (100,108, 103,104,105,107)$ (۱۱)

می‌باشند).

جهش[۱۷]

اگر عدد تصادفی توليد شده با توزيع يکنواخت، از احتمال جهش (M) کمتر باشد، اين عملگر بر روی مسير اعمال می‌شود.

براي اعمال عملگر جهش بر روي مسير مورد نظر دو ژن(گره) بصورت تصادفي با مولد اعداد تصـادفي بـا توزيـع يکنواخـت انتخـاب مـی شـود سـپس مـابين آنـدو عمـل مسيريابي تصادفي بر اساس الگوريتم ديجسترا تغيير يافته بر اساس ساختار داده d-Heap's بـا d=2 [۲۰-۱۹] انجـام پذيرفته و مسير جديد جانشين مسير قبلي مي‌شـود. اگـر در اين مرحله، از تابع مولد اعداد تصادفي با توزيـع نرمـال استفاده شود احتمال اينکه هر يك از دو گره در گـره‌هـاي مياني مسير واقع شوند بيشتر خواهد بود(احتمال انتخـاب اعداد مياني از يك رشته اعـداد بـا اسـتفاده از تـابع مولـد اعداد تصادفي با توزيع نرمال بيشتر مي‌باشـد [۱۹]) و در نتيجه در بيشتر موارد ژنهـايي(گـره‌هـايي) کـه در اواسـط رشته کروموزومي(مسير) قرار گرفته‌اند جابجا مي‌شوند کـه اين مساله تصـادفي بـودن کامـل عمـل جهـش را مختـل مي‌کند.

تابع ترميم

همان طور که در قبل نيز ذکر شد در ساختار هـر يك از مسيرها(کروموزومها) عبور تکراري از يك ژن(گـره) که منجر به ايجاد حلقه در مسير مي‌گردد مجاز نمي‌باشد، حال آن که بعد از اعمـال عملگرهـاي تقـاطعي و جهـش، امکان ايجاد حلقه در مسـير ممکـن اسـت. بـدين ترتيـب ترميـم کـردن هـر يـك از مسـيرها بـه منظـور ارضـاء محدوديت ها/ معادلات ۴ و ۵، بعد از عملگرهاي تقاطعي و جهش، جهـت ايجـاد يـك مسـير موجـود و بـدون حلقـه ضروري است. به عبارت ديگر استراتژی توليد جواب هـای شدنی رعايت معادله‌هاي ۴ و ۵ مي‌باشد. به عنوان نمونـه اگر بعد از اعمال عملگرهای ژنتيک، مسيری به صورت

$R_{old}= (100,108, \underline{103},109,110,111,\underline{103},\underline{105},107)$ (۱۲)

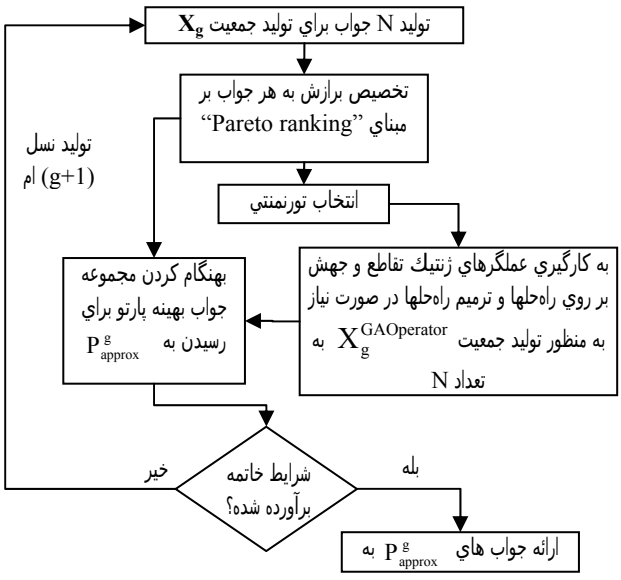
به وجود آيد اين مسير دارای حلقه مي‌باشد که با اسـتفاده از تابع ترميم به حذف اين حلقه اقـدام مـی‌نمـاييم. بـراي ترميم هر مسير بعـد از اعمـال عملگرهـاي ژنتيـك، ابتـدا تمامي گره‌هايي که در مسير دو بـار تکـرار شـده‌انـد پيـدا شده(در مسير R_{old} گره ۱۰۳ دو بار تکرار شـده) و سـپس يك گره از دو گره تکراري (در اينجـا گـره ۱۰۳) بانضـمام تمامي گره‌هاي مابين ايـن دو گـره تکـراري (در ايـن جـا گره‌هاي ۱۰۹، ۱۱۰، ۱۱۱) حذف مي‌شوند. در اين صورت

$R_{new}= (100,108,103, 104,105,107)$ (۱۳)

خواهد شد.

مراحل الگوريتم ژنتيک پيشنهادی

مراحل انجام الگوريتم ژنتيك در اين تحقيق (شكل ۳) به اين صورت است كه جمعيت اوليه ($X_{g=1}$) به تعداد N راه‌حل به صورت تصادفي ايجاد شده و ماكزيمم تعداد نسل G تنظيم مي‌شود. احتمال تقاطع (C) برابر با ۰/۷ و احتمال جهش (M) برابر با ۰/۲ انتخاب و مجموعه جواب هاي بهينه پارتو (X_g^{P1}) محاسبه مي‌شود. از يك كپي از $\mathbf{X}_g$ به منظور اعمال عملگرهاي تقاطع و جهش استفاده مي گردد. دسترسي به اين كپي از $\mathbf{X}_g$ از طريق عملگرهاي ژنتيك به منظور اطمينان از اين است كه جواب هاي مناسب $x \in \mathbf{X}_g$ در نتيجه اعمال عملگرهاي ژنتيك از دست نروند. اگر $X_g^{GAOperator}$، جمعيتي باشد كه بعد از اعمال عملگرهاي ژنتيكي و تابع ترميم محاسبه شده است، در اين صورت مجموعه جواب هاي بهينه پارتو مربوط به $X_g^{GAOperator}$ محاسبه مي‌شود كه آن را X_g^{P2} مي‌ناميم. از تركيب X_g^{P2} و X_g^{P1}، مجموعه جواب هاي بهينه پارتو X_g^{PF} به دست مي‌آيد كه نتيجه عمليات صورت پذيرفتة تاكنون، مربوط به جمعيت $\mathbf{X}_g$ بوده و از اين رو آنرا P_{approx}^{g} مي‌ناميم.



شكل ۳: نحوه‌ي عملكرد الگوريتم ژنتيك .

مجموعه X_g^{PF} قسمتي از جمعيت نسل بعد (g+1) خواهد شد كه تعداد $|N|-|X_g^{PF}|$ از كروموزومهاي اين جمعيت بصورت تصادفي از $X_g^{GAOperator}$ انتخاب مي‌شود. الگوريتم ژنتيك به اين ترتيب تا نسل پاياني G ادامه مي‌يابد.

تجزيه و تحليل نتايج محاسباتي بدست آمده از اين تحقيق

به منظور اندازه‌گيري ميزان توانايي الگوريتم ژنتيك در حل مسائل MSPP در شبكه‌هاي مكاني توپولـوژيكـي تجزيـه و تحليل ها را در موارد زيـر ارائـه می نمائيم:

۱. ارزيابی توانايي الگوريتم ژنتيك در تحت پوشش قرار دادن فضاي جستجو در شبكه(كار عملي ۱)
۲. ارزيابي اندازه كارايي الگوريتم ژنتيك در نتيجه خاتمه زود رس (كار عملي ۲)
۳. ارزيابي كيفيت مسيرهاي ارائه شده توسط الگوريتم ژنتيك (كار عملي ۳)

تجهيزات و فرضيات مورد استفاده در انجام هر يك از كارهاي عملي

الگوريتم ژنتيك در اين تحقيق، در نرم‌افزار ArcGIS 8.3 (ArcInfo) از محصولات شركت Esri برنامه‌نويسي شده است. معماری طراحی اين نرم‌افزار به گونه‌ای است كه قابليت توسعه آن توسط برنامه‌نويسی COM[۱۸] در هر محيط Visual امكان پذير می باشد. از دستگاه Pentium 4 با پردازشگر 2.26GHz با 512Mb حافظه در محيط ويندوز XP استفاده شده است.

در تمامي كارهاي عملي اين تحقيق، معيارها مستقل از يكديگر و مقدار اهميت هر يك از آن ها در مقايسه با يكديگر مساوي فرض شده است. لذا بدين منظور هزينه‌ي مربوط به هر معيار به صورت تصادفي با توزيع يكنواخت به هر يال نسبت داده شد كه اين فرض برگرفته از تحقيقات Zitzler و همكاران [۲] بوده به گونه‌اي كه هدف از اين فرض بهينه كردن همزمان تمام D معيار، است.

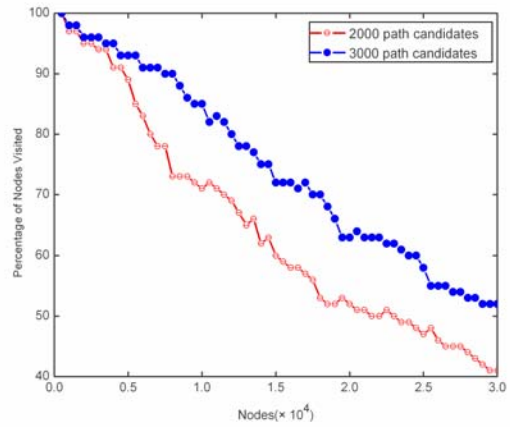
در تمام كارهاي عملي اين تحقيق، قسمتي از شبكه جاده‌ای تهران در مقياس ۱:۲۰۰۰ استفاده شده كه به منظور رسيدن به نرخ‌هاي مختلف يال به گره تُنُك گرديد.

كار عملي ۱: الگوريتم ژنتيك و توليد مسير بصورت تصادفي(Random walking)

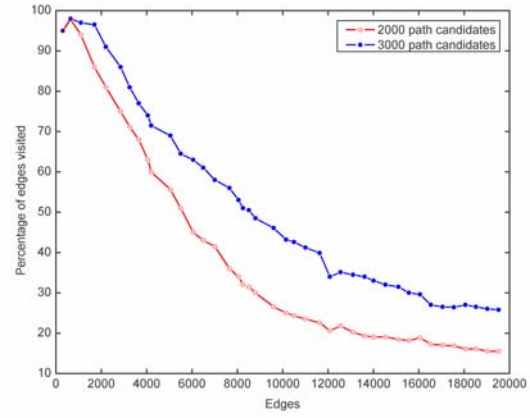
به منظور ايجاد يك مسير از الگوريتم تغيير يافته ديكسترا كه بر اساس ساختار داده d-Heap's با d=2 با

مديريت حافظه براي مواجه با شبكه‌هاي بزرگ پياده‌سازي شده است[۲۰-۱۹]، به اين صورت استفاده گرديد كه هر يك از يال‌هاي موجود در شبكه به صورت تصادفي با توزيع يكنواخت در هر بار ايجاد يك مسير، وزندار شوند به اين ترتيب با يك تكنيك "random walking" به ايجاد مسير تصادفي ما بين نقاط مبدا و مقصد(s,t) دست يافتيم. الگوريتم ژنتيك از تكنيك "random walking" پيشنهاد شده به منظور ايجاد تعداد زيادي از مسيرهاي $P_{s,t}$ استفاده مي‌كند.

در ارائه درجه كارايي تكنيك "random walking" پيشنهاد شده، به اندازه‌گيري تعداد گره‌ها و يال‌هاي منحصربفردي كه عضوهايي از هر مسير موجود حادث شده از طريق الگوريتم ژنتيك هستند، اقدام كرده‌ايم. در اين راستا الگوريتم ژنتيك براي توليد ۲۰۰۰ و ۳۰۰۰ مسير مطرح، مورد استفاده قرار گرفت. شبكه‌هاي مورد استفاده در اين آزمايش، از ۵۰۰ تا ۳۰۰۰۰ گره بودند. الگوريتم ژنتيك به منظور تكامل P_{approx} براي چهار معيار (D=۴)، تحت بررسي قرار گرفت و تمامي چهار معيار اختصاص داده شده به هر يال به صورت تصادفي توليد شدند. شكل (۴)، نمايش دهنده درصد گره‌هايي است كه توسط الگوريتم ژنتيك به منظور توليد ۲۰۰۰ و ۳۰۰۰ مسير مشاهده شده است. همان طور كه ديده مي‌شود، براي شبكه‌هايي كه حداكثر حاوي ۵۰۰۰ گره هستند، بيش از ۹۵% گره‌ها مشاهده شده و براي شبكه‌هاي بسيار بزرگتر حدود ۴۰% از گره‌ها مشاهده گرديده اند. به صورت مشابه، شكل (۵) نمايش دهنده درصد يال‌هاي منحصربفرد مشاهده شده توسط الگوريتم ژنتيك است. براي شبكه‌هاي حداكثر با ۳۰۰۰ يال، بيش از ۸۰% از يال‌ها مشاهده و بيش از ۱۵% از آن ها در شبكه‌هاي بسيار بزرگ ديده شده‌اند. درصد گره‌ها و لبه‌هاي مشاهده شده با توجه به بزرگ بودن بُعد فضاي جستجو (در نظر گرفتن ۴ معيار تصادفي براي هر يال) رضايت بخش هستند. همچنانكه Xiao و همكارانش [۲۲] اشاره كرده اند، احتمال اين كه توليد تمام مسيرهاي بهينه، نيازمند مشاهده تعداد گره‌هاي زياد باشد كم است. يعني اينكه در شبكه‌هاي بزرگ، احتمال نياز به دسترسي به درصدهاي مشاهده تعداد زياد گره‌ها و يال‌ها با اعمال قيدهايي براي مشاهده تمام گره‌هاي همسايه ضروري نمي باشد.



شكل ۴: درصد گره‌های مشاهده شده از طريق GA.



شكل ۵: درصد يال‌های مشاهده شده از طريق GA.

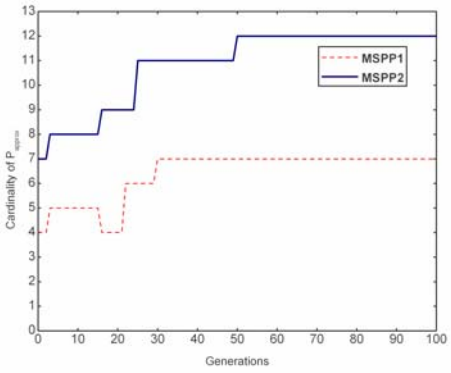
كار عملي ۲: الگوريتم ژنتيك و همگرايي زودرس

شرايط بسياري براي توقف الگوريتم ژنتيك قابل ارائه است كه بسياري از آنان به آساني با الگوريتم ژنتيك تلفيق مي‌شوند[۵].

در اين تحقيق شرط توقف الگوريتم ژنتيك در نتيجه "ثابت ماندن P_{approx} طي α نسل پي‌درپي" بررسي مي‌شود، شكل (۶) كه اجراي الگوريتم ژنتيك را در حل MSPP براي يك جفت مبدا- مقصد نمايش مي‌دهد را مورد بررسی قرار می دهيم. اگر تغيير در تعداد جواب بهينه موجود درP_{approx} طي تكامل را كاردينياليتي P_{approx} يا $CD(P_{approx})$ بناميم، در اينصورت در MSPP1، الگوريتم ژنتيك در تكامل پي‌درپي مجموعه P_{approx} ، $CD(P_{approx})$ را از ۴ به ۷ ارتقا داده است. همانطور كه مشاهده مي‌شود در نسل ۳۰، $CD(P_{approx})$ برابر با ۷ شده و تا پايان تكامل ثابت مي‌ماند. در نتيجه براي MSPP1، الگوريتم ژنتيك بسيار زودتر از نسل ۱۰۰ خاتمه می یابد. به صورت مشابه براي MSPP2، $CD(P_{approx})$ از نسل ۲۵ تا ۴۹ در عدد ۱۱ ثابت مانده و در نسل ۵۰ يك راه‌حل بهينه پارتوي ديگر

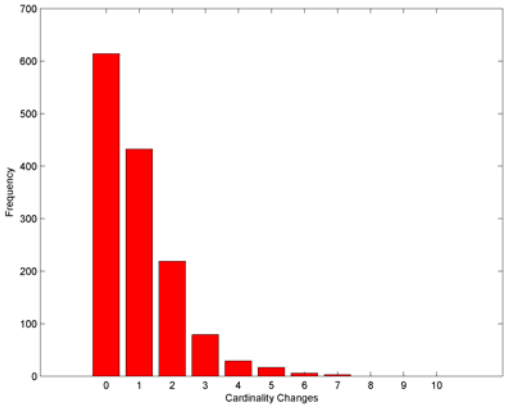
به P_{approx} اضافه شده و $CD(P_{approx})$ در عدد ۱۲ تا پایان تکامل ثابت مي‌ماند.

به منظور اندازه‌گيري اندازه تأثير پارامتر α در الگوريتم ژنتيك در نتيجه خاتمه زودرس،پارامترهاي مختلف α مورد بررسي قرار گرفتند. مقادير بزرگ α (بيش از ۵۰% از G) سبب هدر رفتن زمان محاسباتي در بررسي‌هاي بعمل آمده شد. مقادير كوچك آن(كمتر از ۲۰% از G)، سبب از دست دادن تعداد راه‌حل هاي بالقوه بسياري گرديد كه هنوز در نسلي كه الگوريتم ژنتيك خاتمه زودرس يافته، كشف نشده بودند.



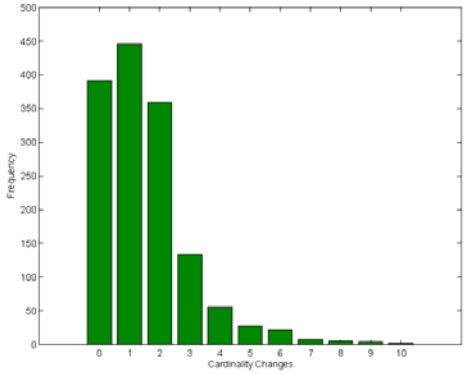
شكل ۶: تغيير كاردينالیتی P_{approx} برای دو MSPP مجزا.

شكل هاي (۷) و (۸) به ترتيب نشان دهنده نتايج ۵۰۰ اجراي الگوريتم ژنتيك براي MSPP: D=۴ بر روي شبكه‌هاي نامتراكم و متراكم را نشان مي‌دهند. محور y در هر دو شكل بيان كننده تعداد جواب هايي است كه در نتيجه خاتمه زودرس از دست رفته‌اند. اين مقدار در نتيجه مقايسه $P_{approx}^{cut\_off}$ و P_{approx}^{G} با فرض cut_off<G به دست آمده است.



شكل ۷: تغيير كاردينالیتی با α =۰/۲۵ (شبكه نامتراكم).

در شبكه‌هاي نامتراكم (شكل ۷) در بيشتر از ۷۰% از خاتمه‌هاي زودرس، $P_{approx}^{cut\_off} = P_{approx}^{G}$ شده و يا يك جواب از دست رفته است. در شبكه‌هاي متراكم (شكل ۸) از دست دادن يك جواب، يك نتيجه هميشگي خاتمه زودرس است اما نتايج هم چنان اميدوار كننده هستند. براي شبكه‌هاي متراكم، در ۵۵% از خاتمه‌هاي زودرس، $P_{approx}^{cut\_off} = P_{approx}^{G}$ شده و يا در $P_{approx}^{cut\_off}$ يك جواب از دست رفته است. اعتقاد ما بر اين است كه تعداد دفعاتي كه $P_{approx}^{cut\_off}$، دو جواب را از دست مي‌دهند، به تراكم شبكه وابسته است.



شكل ۸: تغيير كاردينالیتی با α =۰/۲۵ (شبكه متراكم).

كار عملي ۳: ارزيابي كيفيت در الگوريتم ژنتيك

علي‌رغم نتايج اميدوار كننده بدست آمده در بخش قبل، شرايط خاتمه‌ي تغيير نسل، مشكل اساسي را هشدار مي‌دهند كه آن نياز به شاخصي براي اندازه‌گيري كيفيت راه حل هاي موجود در P_{approx} زماني است كه الگوريتم ژنتيك در يك P_{approx} ثابت مي‌شود. در هر مساله GIS يك تصميم‌گيرنده منطقي، نياز به بعضي از شاخصها براي اندازه‌گيري كيفيت راه‌حل(هاي) پيشنهادي خواهد داشت.

بي‌شك كارايي و كيفيت الگوريتم ژنتيك در MSPP، شامل رسيدن به راه حل هاي تكامل يافته با مشخصات خاص در P_{approx} بانضمام محاسبات لازم در توليد اين راه حل ها است. اما Zitzler و همكاران [۲] بيان مي‌نمايند كه هنوز مشخص نيست كه كيفيت، با توجه به حضور معيارهاي بهينه كننده متعدد چه معنائی را دربر دارد. جنبه‌هاي گوناگوني از راه‌حلها ممكن است معياري در اندازه‌گيري كيفيت شوند مانند تعداد راه‌حلها در P_{approx} و يا ميزان نزديكي P_{approx} به P_{true}. در اين مورد، ارائه متريك هايي ساده و كارا به منظور اندازه‌گيري ميزان كيفيت راه حل هاي پيشنهادي براي بسياري از تصميم‌گيرندگان ايده‌آل می باشد.

متريك هاي كيفيت

بيشتر متريك هاي كيفيت نيازمند آگاهي داشتن از P_{true} مساله مورد بررسي، به منظور تشخيص درجه نزديكي جواب هاي تقريب زده شده به جواب(هاي) بهينه هستند. از آن جائی كه توليد مجموعه P_{true} براي MSPP شدني نيست چاره‌اي جز معرفي بهترين تقريب هاي ممكن از P_{true} وجود ندارد [۲-۳]. لذا در اين تحقيق P_{true} را با استفاده از بهترين راه‌حل هاي بدست آمده از سري اجراهاي الگوريتم ژنتيك تشكيل داده [۲۳-۲۴] و بر اساس اين روش متريك هاي كيفيت را به سه كلاس زير طبقه‌بندي كرده‌ايم:

متريك هاي بر پايه كاردينااليتي: متريك هاي بر پايه كاردينااليتي بينش محدودي را در تقريب P_{true} براي يك MSPP از طريق الگوريتم ژنتيك ارائه مي‌دهند. P_{approx} بسيار بزرگ ممكن است در بسياري از موارد نشان دهنده تقريب مناسبي از P_{true} نباشند. Van Veldhuizenو Lamont [۲۵] مثالهايي از اين نوع متريك ها ارائه كرده‌اند.

متريك هاي بر اساس حجم و فضا: اين نوع متريك ها به منظور رسيدن به يك بينش از محدوده P_{approx} به صورت تابعي از هر معيار و تأكيد بر چگونه كلاسه كردن P_{approx} در فضاي معيارها استفاده مي‌شوند. Van Velduizen و Lamont [۲۵] اطلاعات دقيقي در مورد اين دسته از متريك ها ارائه داده‌اند. بسياري از اين متريك ها نيازمند آگاهي از حداقل يا حداكثر هر يك از معيارها هستند كه اين اطلاعات در مسائلي از قبيل MSPP هميشه موجود نيستند.

متريك هاي خاص مساله: Zitzler و همكاران [۲]، استفاده از شاخصهاي وابسته به مساله خاص را كه مي‌تواند برگرفته از ترجيحات تصميم‌گيرنده باشند را توصيه مي‌نمايند. اين دسته از متريك ها براي در نظر گرفتن ترجيحات خاص تصميم‌گيرنده با اطلاعات مشخص شبكه يا مسير، مانند تعداد مسيرها در P_{approx} يا محدوده قابل قبول هر يك از معيارها تلاش مي‌كنند. بدون اتخاذ يك روش الگوريتم ژنتيك در مسائل MSPP مشابه در تعيين درجه كارايي هر يك از متريكها، تنها نكته قابل ذكر در مورد متريك هاي فوق اين است كه تــمام آنهــا سعي در تكامل الگوريتم ژنتيك بسوي P_{true} را دارند.

به نظر ما يك اندازه‌گيري مناسب از كيفيت مي‌تواند تجزيه و تحليل مربوط به تعداد دفعاتي باشد كه در تكامل الگوريتم ژنتيك، $P_{approx} = P_{true}$ مي‌شود. توليد P_{true} از جمله مسائل Np-Hard است[۳] لذا در تلاش براي ايجاد تمامي مجموعه P_{true} كه در بدترين حالت نمايي است[۸]، از روشهاي مختلفي استفاده كرديم به گونه‌اي كه يك جفت گره (s,t) انتخاب شد و سپس تركيبي از اجراي D بار الگوريتم ديكسترا (هر بار براي بهينه كردن يك معيار)، الگوريتم BFS[۱۹] [۱۹] و تعدادي اجراهاي الگوريتم ژنتيك، براي حل MSPP بين اين دو گره پياده‌سازي شدند. پس از اتمام تمام الگوريتمها، مسيرهاي پارتو از ميان اين مجموعه از مسيرها بعنوان P_{true} انتخاب گرديدند.

نتايج بدست آمده از ارزيابي كيفيت:

كارهاي عملي بر روي شبكه‌هايي با D=۲، D=۳ و D=۴ معيار كه بصورت تصادفي توليد و به هر يال نسبت داده شدند، انجام گرديد. ۵۰ جفت مبدا-مقصد متفاوت (s,t) براي هر شبكه محاسبه سپس الگوريتم ژنتيك براي هر جفت مبدأ-مقصد اجرا شد. متغير $D(P_{ap},P_T)$ بر اختلاف راه‌حلهاي مسير بين P_{approx} و P_{true} اشاره مي‌كند. مقدار $D(P_{ap},P_T)=0$ به اين معني است كه الگوريتم ژنتيك P_{approx} را بگونه‌اي تكامل داده كه $P_{approx} = P_{true}$ شده است. اگر $D(P_{ap},P_T)=n$ با $n \geq 1$ شود به اين معني است كه P_{approx} ، به تعداد n مسير با P_{true} تفاوت دارد. نتايج ارائه شده بسيار اميدوار كننده هستند. براي تمام شبكه‌ها (با $۲ \leq D \leq ۴$) الگوريتم ژنتيك در بيش از ۸۰% تجربيات به نتيجه $P_{approx} = P_{true}$ رسيده است. در جداول ۱، ۲ و ۳ جزئيات مربوط به اين پياده‌سازي ارائه شده‌اند. با مقايسه جداول با يكديگر مشخص مي‌شود كه نتيجه $D(P_{ap},P_T)=1$ نيز بسيار ارزشمند است. اين حالت در P_{true} بزرگ، نتيجه اميدوار كننده‌اي می باشد. قرار دادن تعداد صحيحي از راه‌حل ها در P_{approx} به منظور ارائه به تصميم‌گيرنده يك موضوع بحث برانگيز در مسائل بهينه‌سازي چند هدفه است. Messac و Mattson [۲۶] اظهار می نمايند كه "مقايسه بيش از ۱۰ راه‌حل از سوي تصميم‌گيرنده به هيچ عنوان مطلوب نيست." از سوي ديگر نظر Skriver و Anderson [۸] اين است كه حداكثر تعداد راه‌حلهاي مسيري كه براي مسائل كوتاهترين مسير چند

معیاره در اختیار تصمیم‌گیرنده قرار مي‌گیرد نباید بیش از D (زماني که تعداد معیارها $D \geq 2$ است) باشد. با توجه به نکات و ارزیابي هاي ذکر شده نتیجه $D(P_{ap},P_T)=1$ براي P_{true} بزرگ تقریب بسیار خوبي از MSPP تحت بررسي است.

جدول ۱: نتایج تست کیفیت GA با در نظرگیری دو معیار مستقل (D=۲) منتسب به هر یال، تولید شده بصورت تصادفی با توزیع یکنواخت.

G=(V,E)	#Tests	$D(P_{ap},P_T)=0$	$D(P_{ap},P_T)=1$	$D(P_{ap},P_T)\geq 2$
(100,300)	50	50	0	0
(200,400)	50	49	1	0
(300,600)	50	49	1	0
(500,1500)	50	48	1	1
(800,2000)	50	47	2	1
(1000,2500)	50	47	2	1
(1000,3000)	50	47	2	1
(2000,5000)	50	45	3	2
(2000,6000)	50	44	3	3
(2500,8000)	50	44	3	3
(3000,9500)	50	43	4	3
(3000,10000)	50	43	4	3

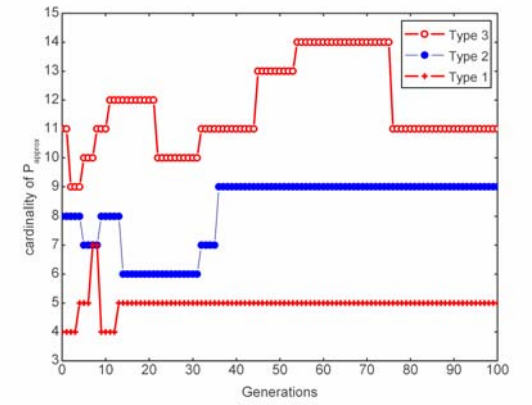
جدول ۲: نتایج تست کیفیت GA با در نظرگیری سه معیار مستقل (D=۳) منتسب به هر یال، تولید شده بصورت تصادفی با توزیع یکنواخت.

G=(V,E)	#Tests	$D(P_{ap},P_T)=0$	$D(P_{ap},P_T)=1$	$D(P_{ap},P_T)\geq 2$
(100,300)	50	50	0	0
(200,400)	50	50	0	0
(300,600)	50	48	1	1
(500,1500)	50	48	1	1
(800,2000)	50	47	2	1
(1000,2600)	50	47	2	1
(1000,3000)	50	46	2	2
(2000,5000)	50	45	3	2
(2000,6000)	50	46	2	2
(2500,8000)	50	46	2	2
(3000,9500)	50	45	3	2
(3000,10000)	50	43	4	3

جدول ۳: نتایج تست کیفیت GA با در نظرگیری چهار معیار مستقل (D=۴) منتسب به هر یال، تولید شده بصورت تصادفی با توزیع یکنواخت.

G=(V,E)	#Tests	$D(P_{ap},P_T)=0$	$D(P_{ap},P_T)=1$	$D(P_{ap},P_T)\geq 2$
(100,300)	50	50	0	0
(200,400)	50	50	0	0
(300,600)	50	47	2	1
(500,1500)	50	46	2	2
(800,2000)	50	45	3	2
(1000,2500)	50	44	4	2
(1000,3000)	50	43	4	3
(2000,5000)	50	42	5	3
(2000,6000)	50	42	5	3
(2500,8000)	50	41	5	4
(3000,9500)	50	40	6	4
(3000,10000)	50	40	6	4

با مقایسه جداول (۱)، (۲) و (۳) با یکدیگر، از یك سو هر چقدر شبکه بزرگ تر مي‌شود، امکان رسیدن به P_{true} مشکل‌تر مي‌شود و از سوي دیگر تولید P_{true} سازگار، بسیار پیچیده و زمانبر است. در این حالت متریکهاي ذکر شده در قبل ممکن است براي نمایش یك شاخص کلي از کیفیت P_{approx} با یکدیگر هم‌آهنگ شوند.



شکل ۹: حالتهای مشاهده شده از رفتار GA.

نتیجه‌گیري

بسیاري از محققین بر اهمیت و ضرورت مسائل MSPP تأکید ورزیده‌اند اما واقعیت آنست که با توجّه به اهمیت زمان و مدیریت در دنیاي واقعي، طراحي یك روش جامع براي برخورد با MSPP؛ با نگاهي ساده‌تر به مساله به منظور تبدیل آن به مساله مسیریابي تك هدفه چشم‌پوشي شده است. با توجه به ناگزیر بودن از حل مسائل چند هدفه دنیاي واقعي و توسعه‌هاي اخیر الگوریتم ژنتیك در حل مسائل چند هدفه [۵]، اقدام به بررسي قابلیت الگوریتم ژنتیك در محاسبه جوابهاي با کیفیت مطلوب براي MSPP در شبکه واقعي کردیم. نتایج بدست آمده نشان از توسعه موفق این روش دارند.

با توجّه به تنوع شبکه‌هاي مطرح در کاربردهاي مختلف، این نکته کاملاً بدیهي است که امکان تجربه بر روي هر یك از آنها در این تحقیق غیر ممکن است. اما اعتقاد ما بر این است که نتایج ارائه شده به مقدار کافي بیان کننده قابلیت الگوریتم ژنتیك در حل MSPP مي باشد. در تمامي نتایج ارائه شده هیچ قیدي مبني بر ماکزیمم تعداد P_{approx} اعمال نشده، هم چنان که در واقعیت نیز در حالتي که مسیرهاي بهینه اولیه نتوانند مورد استفاده قرار گیرند، تعدادي مسیرهاي معادل مي‌باید به عنوان پشتیبان، موجود باشند[۳]. با توجه به اجراهاي

متعدد الگوريتم ژنتيك طراحي شده در اين تحقيق، رفتار الگوريتم ژنتيك در تقريب جواب هاي بهينه از MSPP را در سه گروه زير طبقه‌بندي نموده‌ايم (شكل ۹):

نوع اول(Type 1): الگوريتم ژنتيك تقريباً پس از گذشت تعدادي نسل، به محاسبه تقريبي با كيفيت در سطح بالا از P_{approx} مي‌پردازد.

نوع دوم(Type 2): الگوريتم ژنتيك به سرعت بر P_{approx} ثابت مي‌شود و تعدادي از نسلها بدون تغيير طي می گردند. سپس ادامه تكامل الگوريتم ژنتيك منجر به ايجاد جوابهاي جديد مي‌شود كه وارد P_{approx} گرديده و جواب هاي قديمي مغلوب شده از طريق جواب هاي جديد از P_{approx} حذف می گردند.

نوع سوم(Type 3): الگوريتم ژنتيك هيچگاه در يك P_{approx} بخصوص ثابت نمي‌شود. در اين حالت جستجوي تكاملي، مدام به بهبود P_{approx} مي‌پردازد. در اين حالت حذف ها و اضافات در P_{approx} تا قبل از نسل پاياني الگوريتم ژنتيك ادامه دارد.

نتايج بدست آمده از اين تحقيق، نشان مي‌دهند كه رفتار الگورتيم ژنتيك در تقريب جوابهاي بهينه از MSPP بيشتر در دو نوع اول و دوم بوده و نوع سوم تنها در ۵% از تجربيات حادث شد. نوع سوم رفتار الگوريتم ژنتيك به طور غير قابل پيش‌بيني عمل مي‌كند لذا اعمال شرايط توقف براي آن نيز پيچيده است.

به كارگيري الگوريتم ژنتيك در مسائل MSPP مشابه به منظور تعيين درجه كارايي هر يك از متريك هاي پيشنهادي ارائه شده در بخش متريكهاي كيفيت از كار عملي ۳ بانضمام توسعه الگوريتم ژنتيك بگونه‌اي كه بتواند ميزان اهميت هر يك از معيارها در مقايسه با يكديگر را لحاظ نمايد از پيشنهادهای مربوط به ادامه اين تحقيق است.

مراجع

1 - Chakhar, S. and Martel, J. M. (2003). "Enhancing geographical information systems capabilities with multi-criteria evaluation functions." *Journal of Geographic Information and Decision Analysis.,* Vol. 7, No. 2, PP. 47–71.

2 - Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M. and da Fonseca, V. G. (2003). "Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*., Vol. 7, No. 2, PP. 117–131.

3 - Gandibleux, X., Beugnies, F. and Randriamasy, S. (2004). "Martins' algorithm revisited for multi-objective shortest path problems with a maxmin cost function." *Quarterly Journal of the Belgian, French and Italian Operations Research Societies*, PP. 1–16.

4 - Corne, D. W., Deb, K., Fleming, P. J. and Knowles, J. D. (2003). "The Good of the Many Out weights the Good of the One: Evolutionary Multi-Objective Optimization Connections." *The Newsletter of the IEEE Neural Networks Society*., Vol. 1, No. 1, PP. 9–13.

5 - Goldberg, D. (1999). "Genetic and evolutionary algorithms in the real world." Technical Report 99013, Department of General Engineering, University of Illnois at Urbana-Champaign, Urbana, Illnois 61801, USA.

6 - Fernandez, J., Gonzalez, J., Mandow, L. and Perez-de-la-Cruz, J. (1999). "Mobile robot path planning: A multicriteria approach." *Engineering Applications of Artificial Intelligence.*, Vol. 12, No. 4, PP. 543–554.

7 - Mandow, L. and Perez de la Cruz, J. (2001). "A heuristic search algorithm with lexicographic goals." *Engineering Applications of Artificial Intelligence.,* PP. 751–762.

8 - Skriver, A. and Andersen, K. (2000). "A label correcting approach for solving bicriterion shortest-path problems." *Computers and Operations Research*, Vol. 27, PP. 507–524.

9 - Martins, E., Pascoal, M. M. B. and Santos, J. L. E. D. (1999). "Deviation algorithms for ranking shortest paths." *International Journal of Foundations of Computer Science (IJFCS).,* Vol. 10, No. 3, PP. 247–262.

10 - Martins, E. D. Q. and dos Santos, J. L. E. (1999). "The labeling algorithm for multiobjective shortest paths." Technical Report, Department of Mathematics, University of Coimbra, Portugal.

11 - Hallam, C., Harrison, K. and Ward, J. (2001). "A multiobjective optimal path algorithm." *Digital Signal Processing.,* Vol. 11, No. 2, PP. 133–143.

12 - Nepal, K. and Park, D. (2003). "Routing algorithms for transportation systems and service improvement projects in urban transportation networks." Tech. Rep., Department of Civil Engineering, Tokyo Institute of Technology,2-12-1, Ookayama, Meguro-ku, Tokyo 152-8552, Japan.

13 - Roy, A., Banerjee, N. and Das, S. K. (2002). "An efficient multi-objective QoS routing algorithm for real-time wireless multicasting." Technical Report, Center for Research in Wireless Mobility and Networking, Department of Computer Science, University of Texas at Arlington, TX 76019-0015.

14 - Bennett, D., Xiao, N. and Armstrong, M. (2003). "Using genetic algorithms to create multicriteria class intervals for choropleth maps." *Annals of the Association of American Geographers*., Vol. 93, No. 3, PP. 595–623.

15 - Bennett, D., Xiao, N. and Armstrong, M. (2004). "Exploring the geographic consequences of public policies using evolutionary algorithms." *Annals of the Association of American Geographers.,* Vol. 94, No. 4, PP. 827–847.

16 - Chemin, Y., Honda, K. and Ines, A. (2004). "Genetic algorithm for assimilating remotely sensed evapotranspiration data using a soil-water-atmosphere-plant model." *In: FOSS/GRASS User Conference.* Bangkok, Thailand, PP. 88-92.

17 - Wilson, I., Ware, M. and Ware, A. (2003). "A genetic algorithm approach to cartographic map generalisation." *Computers in Industry: Special Issue: Soft Computing in Industrial Applications.,* Vol. 52, No. 3, PP. 291–304.

18 - Ahuja, R. K., Magnanti, T. L. and Orlin, J. B. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms, and Applications.* Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

19 – Atallah, M. J., (1999). *Algorithms and Theory of Computation Handbook*. CRC press LCC, Washington, USA.

20 - Weiss, M. A. (1997). *Data Structures and algorithm Analysis in C*, Chapter 6 and Section 7.5, Addison-Wesley (Second Edition).

21 - Spears, W. M. (1998). *The role of mutation and recombination in evolutionary algorithms*. Ph.D. Thesis, University of George Mason, Virginia, USA.

22 - Xiao, J., Michalewicz, Z., Zhang, L. and Trojanowski, K. (1997). "Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*., Vol. 1, No. 1, PP. 18–28.

23 - Okabe, T., Jin, Y. and Sendhoff, B. (2003). "A Critical Survey of Performance Indices for Multi-Objective Optimization." *In: Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation (CEC'2003).* IEEE Press, Canberra, Australia, Vol. 2, PP. 878–885.

24 - Baran, B., Vallejos, J., Ramos, R. and Fernandez, U. (2001). "Reactive power compensation using a multi-objective evolutionary algorithm." *In: 2001 IEEE Porto Power Tech Conference.* Porto, Portugal, Vol. 2, PP.6-11.

25 - Van Veldhuizen, D. A. and Lamont, G. B. (2000). "On measuring multiobjective evolutionary algorithm performance." *In: Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation CEC00*. IEEE Press, La Jolla Marriott Hotel La Jolla, California, USA, PP. 204–211.

26 - Messac, A. and Mattson, C. A. (2002). "Generating well-distributed sets of pareto points for engineering design using physical programming." *Optimization and Engineering*., Vol. 3, No. 4, PP. 431–450.

واژه‌هاي انگليسي به ترتيب استفاده در متن

1- Multi-Criteria Shortest Path Problems
2- Genetic Algorithm
3- Geo-spatial Information System
4- Shortest Path Problem
5- Weighted linear combination
6- Pareto
7- Quality of Service
8- Path description vector (*pdv*)
9- Pareto optimal
10- Early termination
11- Modified Dijkstra algorithm
12- Ranking
13- Tournament Selection without replacement
14- Selection pressure
15- Crossover
16- Multi point crossover
17- Mutation
18- Component Object Mode
19- Breath First Search

پيوست

- D : تعداد معيارهاي منتسب به هر يال از شبكه. به عنوان مثال حل نمودن MSPP با ۳ =D به معني اين است كه مساله كوتاه ترين مسير چند معياره (MSPP) را براي شبكه‌اي كه به هر يال آن ۳ معيار مستقل نسبت داده شده است، حل نماييم.
- P_{true} : مجموعه بهينه كلي از مسيرها. به منظور توليد P_{true} از روشهاي مختلفي استفاده شد بگونه‌اي كه يك جفت گره (s,t) انتخاب شد و سپس تركيبي از اجراي D بار الگوريتم ديكسترا (هر بار براي بهينه كردن يك معيار)، الگوريتم BFS[19] و تعدادي اجراهاي الگوريتم ژنتيك براي حل MSPP بين اين دو گره پياده‌سازي شدند. پس از اتمام تمام الگوريتم ها، مسيرهاي پارتو از ميان اين مجموعه از مسيرها بعنوان P_{true} انتخاب شدند.
- P_{approx} : مجموعه جواب بهينه پارتوي خروجي الگوريتم ژنتيك پيشنهادي چه در نتيجه خاتمه زودرس و چه در نتيجه تكامل تا نسل آخر
- P^{G}_{approx} : مجموعه جواب بهينه پارتوي خروجي الگوريتم ژنتيك پيشنهادي در نتيجه تكامل تا نسل آخر (G)
- $P^{cut\_off}_{approx}$: مجموعه جواب بهينه پارتوي خروجي الگوريتم ژنتيك پيشنهادي در نتيجه خاتمه زودرس (قبل از تكامل تا نسل آخر)
- P^{g}_{approx} : مجموعه جواب بهينه پارتو حاصل از تكامل الگوريتم ژنتيك در نسل g ام.
- $Pdv(q_1,q_2,\ldots,q_D)$: بردار توصيفي مربوط به هر مسير بين گره‌هاي s و t ($P_{s,t}$) كه هر مؤلفه از اين بردار حاصل جمع معيارهاي متناظر يال هاي موجود در مسير $P_{s,t}$ است.
- X_g: جمعيت الگوريتم ژنتيك در نسل g ام كه حاوي **N** راه‌حل است.
- $X^{GAOperator}_{g}$: جمعيت الگوريتم ژنتيك حاصل از اعمال عملگرهاي ژنتيك (تقاطع و جهش) در نسل g ام
- X^{P1}_{g} : مجموعه جواب بهينه پارتو بدست آمده از جمعيت نسل g ام (X_g)
- X^{P2}_{g} : مجموعه جواب بهينه پارتو بدست آمده از $X^{GAOperator}_{g}$ در نسل g ام
- X^{PF}_{g} : مجموعه جواب بهينه پارتو بدست آمده از X^{P1}_{g} و X^{P2}_{g} در نسل gام كه آنرا P^{g}_{approx} نيز ناميده‌ايم.
- $CD(P_{approx})$: كاردينياليتي مجموعه جواب بهينه پارتو. به عنوان مثال تغيير كارينياليتي مجموعه جواب بهينه پارتو از ۴ در نسل g_1 به ۵ در نسل g_2 به معني اين است كه تعداد جواب هاي بهينه پارتو در نسل g_1 برابر با ۴ بوده ($|P^{g_1}_{approx}|$ =۴) و تا قبل از رسيدن به نسل g_2 اين مقدار ثابت مانده است تا اينكه در نسل g_2 يك جواب ديگر به مجموعه جواب بهينه پارتو اضافه شده كه در نتيجه مقايسه با ۴ جواب بهينه پارتوي موجود مغلوب نشده و بر هيچ يك از آن ۴ جواب بهينه پارتوي موجود غالب نيز نشده است (طبق فرمول ۵) كه سبب مي‌گردد تعداد جواب ها در مجموعه بهينه پارتو در نسل g_2 به ۵ افزايش يابد($|P^{g_2}_{approx}|$ =۵).
- $D(P_{ap},P_T)$: بر اختلاف راه‌حل هاي مسير بين P_{approx} و P_{true} اشاره مي‌كند. مقدار $D(P_{ap},P_T)$=0 به اين معني است كه الگوريتم ژنتيك P_{approx} را به گونه‌اي تكامل داده كه $P_{approx}=P_{true}$ شده است. اگر $D(P_{ap},P_T)$=n با $n\geq 1$ شود به اين معني است كه P_{approx} ، به تعداد n مسير با P_{true} يكي نيست.