New Researches in The Smart City
Vol 2 (Issue 4), 97-113
nrsc.apadana.ac.ir

Apadana Institute of Higher Education

# One-Day Travel Planning Using a Genetic Algorithm

**Homayoun Chaab** — Faculty of Electrical and Computer Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran.

**Maryam Shekofteh** * — Department of Computer Science, Sarvestan Branch, Islamic Azad University, Sarvestan, Iran.

Received: 03/April/2024 Accepted: 31/August/2024 eISSN: 3060-6144 ISSN: 2980-8936

## Abstract

Travel planning is a critical aspect of tourism, presenting significant challenges for visitors exploring unfamiliar cities. The Tourist Trip Design Problem (TTDP) focuses on optimizing routes for tourists interested in visiting multiple Points of Interest (POIs) to enhance the efficiency of daily sightseeing activities in a city. Our study models the TTDP using the Orienteering Problem (OP) while considering user-specific travel constraints such as time limitations and fixed start and end points at particular POIs. Additionally, an innovative approach is introduced that incorporates user interest levels based on personalized visit duration preferences into the travel planning model. By utilizing genetic algorithms, this approach ensures robust search efficiency and facilitates both global and local optimizations. Empirical evaluations on real-world datasets demonstrate that our proposed algorithm outperforms in achieving diverse and optimized travel plans and is confirmed to be effective in scalability concerning different problem sizes and optimization goals.

**Keywords:** tour recommendation, user interest, orienteering problem, genetic algorithm

* Corresponding Author: ma.shekofteh@iau.ac

فصلنامه پژوهش‌های نوین در شهر هوشمند
دوره ۲، شماره ۴، تابستان ۱۴۰۳، ۹۷-۱۱۳
nrsc.apadana.ac.ir

مؤسسه آموزش عالی آپادانا
غیر دولتی - غیر انتفاعی

# ارائه برنامه‌ریزی سفر یک‌روزه با استفاده از الگوریتم ژنتیک

**همایون چعب** دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران.

**مریم شکفته** * دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر،گروه کامپیوتر، واحد سروستان، دانشگاه آزاد اسلامی، سروستان، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۰ eISSN: 3060-6144 ISSN: 2980-8936

## چکیده

برنامه‌ریزی سفر، یک جنبه حیاتی از گردشگری است که چالش‌های قابل‌توجهی را برای بازدیدکنندگانی به همراه دارد که شهرهای ناشناخته را کاوش می‌کنند. مسئله طراحی سفر گردشگری (TTDP) به بهینه‌سازی مسیرها برای گردشگران علاقه‌مند به بازدید از چندین نقطه جذاب (POI) با هدف افزایش کارایی فعالیت‌های دیداری روزانه در یک شهر می‌پردازد. مطالعه ما، مسئله طراحی سفر گردشگری را با استفاده از مسئله مسیریابی (OP) و با در نظر گرفتن محدودیت‌های سفر خاص کاربری مانند محدودیت‌های زمانی و نقاط شروع و پایان مشخص در POIهای خاص، مدل‌سازی می‌کند. علاوه بر این، یک رویکرد نوآورانه معرفی شده است که سطوح علاقه کاربر را بر اساس ترجیحات مدت‌زمان بازدید و به‌صورت شخصی‌سازی‌شده، در مدل برنامه‌ریزی سفر در نظر می‌گیرد؛ از طریق الگوریتم‌های ژنتیک می‌توان اطمینان داشت که این رویکرد، کارایی جستجوی قوی را به دست آورد و همچنین، بهینه‌سازی‌های سراسری و محلی را تسهیل نماید. ارزیابی‌های تجربی بر روی مجموعه داده‌های واقعی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی ما، عملکرد برتری در دستیابی به برنامه‌های سفر متنوع و بهینه دارد و تأیید می‌شود که این روش در مقیاس‌پذیری در مقابل اندازه‌های مختلف مسئله و اهداف بهینه‌سازی مؤثر است.

**کلیدواژه‌ها:** توصیه تور، علاقه کاربر، مسئله جهت‌یابی، الگوریتم ژنتیک

* نویسندهٔ مسئول: ma.shekofteh@iau.ac

**مقدمه**

برنامه‌ریزی سفر، یکی از فعال‌ترین حوزه‌ها در صنعت گردشگری به شمار می‌رود (Chiang, 2015). به‌طور سنتی، عمل برنامه‌ریزی سفر توسط گردشگران به‌صورت دستی انجام می‌شد. ازآنجاکه گردشگران با شهر مقصد آشنا نیستند، همیشه اطلاعات سفر مربوطه را در اینترنت جستجو می‌کنند (Fang, 2013; Chiang & Huang, 2015)؛ همانند نقطه مورد علاقه (POI)، زمان عبور بین دو POI و غیره. از طرف دیگر، اطلاعات فراوانی در اینترنت و راهنماهای مسافرتی وجود دارد که بسیاری از این منابع صرفاً نقاط مورد علاقه‌ای (POI) را توصیه می‌کنند که توسط سایر بازدیدکنندگان محبوب تلقی می‌شوند اما در غیر این صورت به اولویت‌های علاقه کاربران بهایی نمی‌دهند. علاوه بر این، حجم انبوه اطلاعات و محدود کردن انتخاب‌های توریست به مجموعه‌ای از POIهای بالقوه برای بازدید در یک شهر ناآشنا، همچنان یک چالش برای گردشگران است. حتی پس از اینکه گردشگر مجموعه مناسبی از POIها را برای بازدید پیدا کرد، زمان و تلاش قابل‌توجهی برای گردشگر لازم است تا مدت‌زمان مناسب بازدید در هر POI و ترتیب بازدید از POIها را برنامه‌ریزی کند. از سوی دیگر، ظهور عکاسی با استفاده از گوشی‌های هوشمند منجر به اشتراک‌گذاری عکس‌های بسیاری در وب شده است. اغلب، کاربران عکس‌ها را آپلود می‌کنند و موقعیت، احساسات، وضعیت و غیره را در طول سفر خود با دیگران به اشتراک می‌گذارند. این عکس‌ها سفر، فعالیت‌ها، حرکت‌ها و مسیرهای حرکتی آن‌ها مانند مکان بازدیدشده و زمان سپری‌شده را بازتاب می‌دهند. درنتیجه، این روند، یک راه برجسته برای درک برنامه‌های سفر در مورد چگونگی مطالعه جریان عکس گردشگران در منطقه گردشگری است. به‌طورکلی، برنامه سفر، یک مسیر یا سفر برنامه‌ریزی شده بوده که از یک تور با یک یا چند نوع مقصد سفر تشکیل شده است. اکثر کاربران فاکتورهای متعددی برای مقاصد سفر دارند. سپس، نقاط مورد علاقه (POI) خود را انتخاب می‌کنند که با خواسته‌ها و بودجه آن‌ها مطابقت دارد. مرحله بعدی، برنامه‌ریزی یک برنامه سفر با مرتب‌سازی POIها، یک مسیر و همچنین، ترتیب جدول زمانی است. هدف از توصیه یک برنامه سفر، ارائه دنباله‌ای از بازدید POIها بوده که باید در مدت‌زمان محدودی انجام شود و هزینه کل سفر را پوشش دهد.

در تحقیقات اخیر، اثربخشی عکس‌های دارای برچسب جغرافیایی در بهبود عملکرد توصیه‌های سفر نشان داده است (Taylor et al., 2018; Yu et al., 2017; Gaonkar et al., 2018; Lim et al., 2018; Taylor). به‌طور خاص، ایده اصلی این رویکردها، ساخت دنباله‌ای از POIها با در نظر گرفتن عوامل زیادی مانند علاقه کاربر (Fogli & Sansonetti, 2019)، محبوبیت POI (Peng & Huang, 2017)، نوع دسته‌بندی POI (Bolzoni et al., 2017) و محدودیت‌های سفر مانند زمان (Lim et al., 2017) و هزینه برای ساخت مدل‌های برنامه‌ریزی سفر است (Liu et al., 2020). بااین‌حال، بیشتر این کارها بر اساس انواع مختلف مسئله مسیریابی (OP) یا مسئله فروشنده دوره‌گرد (TSP) پیشنهاد شده‌اند. علاوه بر این، آن‌ها معمولاً جذابیت یک POI را در نظر می‌گیرند و میزان علاقه کاربر را بر اساس رتبه‌بندی تعداد دفعاتی محاسبه می‌کنند که کاربر از یک مکان بازدید کرده است. ثابت شده است که مشکلات برنامه‌ریزی سفر NP–سخت و چالش‌برانگیز است. به همین دلیل است که اخیراً رویکردهای تکاملی مانند الگوریتم‌های ژنتیک (GA) در این زمینه مورد توجه قرار گرفته است (Wang et al., 2016; Kobeaga et al., 2018; Liu et al., 2014; Yuan & Uehara, 2019; Wibowo & Handayani, 2018).

کارهای قبلی در مورد توصیه‌های سفر از GA برای حل چنین مسائل جستجو و بهینه‌سازی استفاده می‌کنند. قدرت GA به دلیل ظرفیت آن در مکان‌یابی بهینه در یک محیط چندوجهی است. بااین‌حال، حتی GA که یک بهینه‌ساز تصادفی قدرتمند و متخصص در برنامه‌ریزی است، هنوز هم کاستی‌هایی را در انتخاب مقدار ثابت تقاطع و احتمالات جهش نشان می‌دهد. برای پرداختن به این مسئله، الگوریتم ژنتیک را برای توصیه تورهای شخصی‌سازی‌شده پیشنهاد

می‌کنیم که در آن، POIهای پیشنهادی با توجه به اولویت‌های علاقه کاربران و محبوبیت POI بهینه شده‌اند. ما مسئله توصیه تور خود را بر اساس مسئله جهت‌یابی (Tsiligirides, 1984) تدوین می‌کنیم که محدودیت‌های سفر کاربر مانند محدودیت‌های زمانی و نیاز به شروع و پایان تور در POIهای خاص (مثلاً POIهای نزدیک هتل گردشگر) را در نظر می‌گیرد. با استفاده از عکس‌های دارای برچسب جغرافیایی به‌عنوان راهکاری برای به دست آوردن دنباله سفرهای قبلی گردشگران، می‌توانیم تاریخچه‌های واقعی سفر کاربر را استخراج کنیم. سپس می‌توان از آن برای تعیین سطح علاقه کاربر در دسته‌های مختلف POI مانند پارک‌ها، سواحل و مراکز خرید استفاده کرد. همچنین، الگوریتم ژنتیک ما به گردشگران اجازه می‌دهد علایق خود را از طریق ایجاد تغییر بین محبوبیت POIها نشان دهند.

با حل این مسئله انتظار داریم تاریخچه بازدیدهای روزانه صورت‌گرفته از POIها را استخراج نموده و هم‌زمان محدودیت‌های کاربر مربوط به هزینه سفر و ویژگی‌های POI را رعایت کنیم. راه‌حل‌های با کیفیت بالا باید دارای توصیه‌های POI بوده و با اولویت‌های توریستی مطابقت داشته باشند؛ یعنی حداکثر سود جمع‌آوری‌شده و برنامه‌ریزی تقریباً بهینه مسیر صورت پذیرد. توجه داشته باشید که تعدادی از انواع مختلف مسئله ممکن است با در نظر گرفتن پارامترها و محدودیت‌های مختلف مسئله عمومی بالا تعریف شوند.

## پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر، سیستم توصیه برنامه سفر، موضوعی بسیار مطرح در زمینه‌های تخصصی مرتبط مانند علوم کامپیوتر، تحقیق در عملیات و نظریه گراف است. به همین جهت، بسیاری از محققان به طراحی و برنامه‌ریزی یک برنامه سفر عالی و بهبود دقت توصیه‌ها جذب شده‌اند. تحقیقات مرتبط با این مسئله بر دو جنبه تمرکز دارند؛ مدل مسئله سفر و الگوریتم برنامه‌ریزی سفر.

## روش‌های دقیق

در این بخش تحقیقاتی ارائه شده‌اند که از روش‌های دقیق برای حل مسئله برنامه‌ریزی سفر و یافتن پاسخ بهینه بهره می‌برند. عملکرد این الگوریتم‌ها برخلاف روش فرااکشتافی به این صورت است که پاسخ بهینه مسئله دست پیدا می‌کنند. در غیر این صورت، هیچ پاسخی را برنمی‌گردانند. ژیانگ و همکاران (Chiang & Huang, 2015)، دو نمونه جایگزین برای چارچوب توصیه‌های تور به‌عنوان الگوی یک سرویس ناوبری هوشمند شهری ارائه کرده‌اند. اولین مورد AdditiveTour، یک امتیاز را به هر مکان اختصاص می‌دهد و توالی از مکان‌ها را با حداکثر سود کل با در نظر نگرفتن قیدهای بودجه مانند فاصله معین و ترتیب ترجیحی کاربر پیدا می‌کند. فرمول دوم CoveringTour، به هر مکان مجموعه‌ای از جاذبه‌های مرتبط نزدیک به آن را اختصاص می‌دهد. هدف به حداکثر رساندن تعداد کل جاذبه‌های تحت پوشش با رعایت مجموعه‌ای از محدودیت‌ها است. دو و همکاران (Du et al., 2018)، مسئله انتخاب مقصد سفر را با روش برنامه‌نویسی پویا حل می‌کنند. با استفاده از روش FAHP، اولویت مقصد سفر کاربر را به دست می‌آوریم. و بر اساس تجزیه‌وتحلیل کیفی مسئله، بر طراحی برنامه سفر کاربر در ایجاد مقصد سفر تمرکز می‌نماید. این مسئله با بهینه‌سازی تور مسافرتی و زمان استراحت استراتژی سفر بهینه را پیدا می‌کند و در مورد تأثیر زمان استراحت بر هزینه و زمان سفر بحث می‌کند. مانسینیا و همکاران[1] (۲۰۱۸)، یک مدل برنامه‌نویسی صحیح مختلط را برای به حداقل رساندن هزینه‌های عملیاتی و درعین‌حال، رعایت محدودیت‌های داده‌شده و یک مدل ریاضی جستجوی محلی بزرگ پیشنهاد داده‌اند. مزیت این روش ریاضیاتی این است. که می‌توان با بهره‌برداری از مدل ریاضی، همسایه‌های بسیار بزرگ را در یک زمان محاسباتی کوتاه کشف نمود. به این ترتیب می‌توان بر حداقل‌های محلی و مناطق

1. Mancini & Stecca

غیرممکن بزرگ که روش کلاسیک معمولاً در آن‌ها به دام می‌افتد، غلبه کرد؛ به‌ویژه برای مسائل با محدودیت‌های بالا که در آن تعداد راه‌حل‌های امکان‌پذیر محدود است و در سراسر فضای مسئله گسترده پراکنده هستند. جاومن و همکاران (Jiaoman et al., 2018) در تحقیق خود از یک الگوریتم اکتشافی مبتنی بر شاخه و حد برای حل مدل برنامه سفر و برنامه‌ریزی سفر یک گردشگر استفاده می‌کنند. ویژگی‌های کلیدی این مدل، جامعیت برای ایجاد یک برنامه تور خاص است که طرح تور، انتخاب هتل و ترتیب زمانی را با در نظر گرفتن محدودیت استراحت ارائه می‌دهد. علاوه بر این از داده‌های چند منبعی به‌صورت بلادرنگ برای پشتیبانی از مدل در دنیای واقعی استفاده می‌شود.

## روش‌های اکتشافی

محققان سعی بر حل این مسئله از طریق روش‌های ابتکاری و تخمین هوشمندانه نمودند تا راه‌حلی بهینه برای این مسئله پیدا کنند. پادیا و همکاران (Padia et al., 2019) در این تحقیق سعی کرده بوده‌اند که برنامه‌های سفر شخصی‌شده برای کاربر توصیه نموده و POIهای مناسب برای هر کاربر را با استفاده از اولویت علاقه کاربر بر اساس فرکانس تعداد عکس و میزان محبوبیت POI توصیه کنند. عکس‌های دارای برچسب جغرافیایی برای تعیین فرکانس عکس کاربر استفاده گردیده‌اند و به‌طور خودکار علاقه کاربر و محبوبیت POI برای آموزش الگوریتم‌ها استخراج شده‌اند. بهبودی که در این تحقیق نسبت به روش‌های قبلی وجود دارد، استفاده از علاقه کاربر مبتنی بر فرکانس عکس است که از تعداد عکس‌های گرفته‌شده توسط کاربر در یک POI از یک دسته خاص است. برخلاف کارهای قبلی که مبتنی بر زمان یا فرکانس در نظر گرفته می‌شود، سطح شخصی‌سازی هدفمند را برای هر کاربر با توصیه برنامه‌های سفر سفارشی‌سازی‌شده که مطابق با اولویت‌های علاقه کاربر که از مجموعه داده فرکانس عکس کاربر به دست می‌آیند، بهبود بخشیده است. چودوری و همکاران (De Choudhury et al., 2010)، یکی از پیشگامان مطالعات برنامه‌ریزی سفر بر اساس مسئله OP بوده، به این صورت که این تحقیق به نحوه تولید خودکار برنامه‌های سفر برای شهرهای توریستی محبوب از مخازن داده‌ای با مشارکت کاربران در مقیاس بزرگ می‌پردازد. در این روش مسیرهای زمان‌بندی‌شده برای هر کاربر را با استفاده از ویژگی‌های جغرافیایی-زمانی هر عکس ایجاد می‌کند و سپس آن مسیرها را در یک نمودار جمع می‌کند و یک راه‌حل تقریبی برای یک نوع مسئله جهت‌یابی برای ساخت برنامه‌های سفر محاسبه می‌کنند. لیو و همکاران (Liu et al., 2014) سعی کردند یک سیستم توصیه مسیر شخصی‌سازی‌شده بلادرنگ برای گردشگران با مشکلات ازدحام و صف طولانی در نقاط پربازدید گردشگری ارائه کنند. به‌طورکلی، سیستم پیشنهادی نه‌تنها می‌تواند در کل زمان سفر صرفه‌جویی کند بلکه می‌تواند هدر دادن زمان را نیز کاهش دهند و گردشگران را راهنمایی کنند تا سفر خود را در زمان برنامه‌ریزی‌شده به پایان برسانند. اهداف اصلی این تحقیق به این صورت است که در ابتدا یک روش جدید برای امتیازدهی به تمام مسیرهای نامزد ارائه شده است که می‌تواند مسیری را بر اساس علایق و ترجیحات کاربر و محبوبیت اماکن مختلف تعیین کند. در مرحله دوم، یک روش تولید مسیر پیشنهاد شده است که می‌تواند مسیر را از نظر اطلاعات ترافیکی به‌صورت بلادرنگ و بر اساس امتیاز مسیر و الزامات بازدید خاص کاربر توصیه کند. چانگ و همکاران (Chang et al., 2016b)، روشی را پیشنهاد کردند که بیشتر عوامل مؤثر بر علاقه سفر کاربران را در برنامه‌ریزی یک برنامه در نظر می‌گیرد. این رویکرد پنج عامل مهم تأثیرگذار در نظر یک مسافر را ترکیب می‌کند. سپس از یک الگوریتم حریصانه برای انتخاب نقطه گردشگری با بالاترین امتیاز در یک شعاع تعریف‌شده از موقعیت فعلی به‌عنوان مقصد بعدی استفاده می‌کند. بولزونی و همکاران (Bolzoni et al., 2017)، یک الگوریتم بر پایه احتمال برای حل مسئله مسیریابی ایجاد کردند که POIها را به‌صورت یک گراف در نظر می‌گرفت و تنها بخش کوچکی از POIها را بر اساس کیفیت آن‌ها از گراف انتخاب می‌نمود. این روش نتایج

بهتری نسبت به یک استراتژی حریصانه ایجاد می‌کند و فقط زمان اجرای آن کمی طولانی‌تر است درحالی‌که از نظر امتیاز به‌دست‌آمده به سطح الگوریتم پیشرفته نمی‌رسد اما راه‌حل‌ها را سریع‌تر تولید می‌کند.

## روش‌های فرااکتشافی

لیم و همکاران یک مسئله مسیریابی تغییریافته مطرح کردند که محدود به یک دسته POI اجباری است و استفاده از این دسته POI اجباری مربوط به دسته‌بندی POIها بوده که کاربر بیشتر به آن‌ها علاقه‌مند است و بر اساس علایق مشخص‌شده توسط کاربر محدودیت‌های سفر مانند بودجه زمانی و مکان شروع و پایان سفر برنامه‌ریزی صورت می‌گیرد. در تحقیقی دیگر، لیم و همکاران در این تحقیق مسئله QueueTourRec که یک گونه از مسئله OP است، پیشنهاد شد که برنامه‌های سفر شخصی بر اساس مکان‌های محبوب و جالب باشد درحالی‌که زمان‌های انتظار در اماکن جهت بازدید از آن اماکن را به حداقل می‌رساند. QueueTourRec یک مسئله NP-hard بوده که شامل زمان‌های صف وابسته به زمان است. سپس با استفاده از الگوریتم PersQ پیشنهادی خود که از MCTS اقتباس شده است، مسئله را حل می‌نمود. این روش برای تعیین زمان‌های صف چارچوبی پیاده‌سازی شده است که با استفاده از عکس‌های برچسب‌گذاری‌شده جغرافیایی برای تعیین توزیع زمان‌های صف در هر جاذبه توریستی و همچنین در نظر گرفتن محبوبیت جاذبه و اولویت‌های علاقه کاربر استفاده می‌شود. یوان و همکاران در این تحقیق سعی کردند که کاربران بتوانند مسیر سفر را با ترجیح خود برای اهداف سفر تعیین کنند؛ بنابراین، این مقاله با الهام از تکامل ژنتیکی حافظه‌دار جهت ذخیره بهترین ژن‌ها به‌عنوان نسل بعدی پیاده‌سازی شده است. همچنین، در مقایسه با نتایج آزمایش می‌توان دید که الگوریتم ژنتیک حافظه‌دار، زمان محاسبه را در مقایسه با الگوریتم ژنتیک رایج کوتاه می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که با این روش زمان محاسبه بهبود یافته است. وایبوو و همکاران (Wibowo & Handayani, 2018) یک مسئله برنامه‌ریزی را برای ایجاد توصیه برنامه سفر با انتخاب رستوران معرفی می‌کنند. الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله پیاده‌سازی گردید و نتیجه نشان داد که الگوریتم با موفقیت یک برنامه سفر با کیفیت بالا شامل مکان‌های گردشگری و رستوران‌های انتخابی با توجه به محدودیت‌های موجود ایجاد می‌کند. وانگ و همکاران (Wang et al., 2017) نیز مسئله برنامه‌ریزی سفر بر اساس مسئله مسیریابی را فرموله کرده و مسئله به‌عنوان یک OP وابسته به زمان چند هدفه با اهداف وابسته به زمان مدل‌سازی شده است. با توجه به تاریخچه سفر کاربر و اطلاعات ترافیک جمع‌آوری‌شده توسط حسگرها، الگوریتم PersCT پیشنهاد گردید که الگوریتم فرااکتشافی بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها را گسترش می‌دهد و محبوبیت POI، علاقه کاربر و اطلاعات میزان شلوغی POI را استخراج می‌کند تا سفرهای کم‌تراکم را توصیه کند و مناسب کاربران نیز باشد. در ادامه، در جدول ۱ مقایسه روش‌های پیشین و همچنین روش حل مسئله بیان گردیده است.

## مدل‌سازی مسئله

در این بخش، ما ابتدا برخی از تعاریف اولیه مسئله را بررسی می‌کنیم و سپس فرمول ریاضی مسئله برنامه‌ریزی سفر خود را ارائه می‌دهیم.

## علامت‌گذاری مدل

با داشتن مجموعه POIهای P و بودجه زمانی B می‌توان برنامه سفری طراحی نمود که میزان امتیاز S را به حداکثر برساند. درنتیجه، هدف ما این است که برنامه‌ریزی سفری را انجام دهیم که در آن میزان امتیاز S به‌صورت حداکثر و

با رعایت میزان بودجه زمانی B است. در این شرایط، امتیاز S از میزان محبوبیت یک مکان توسط میزان بازدیدکنندگان و میزان علاقه کاربر به آن دسته‌بندی از POIها با استفاده از توابع Pop (p) و Int (Catp) به دست می‌آید. به این ترتیب، بودجه زمانی B بر اساس زمان صرف‌شده به‌علاوه زمان محاسبه‌شده از انتقال از یک POI به POI بعدی با استفاده از تابع $Cost(p_x , p_y )= T^{Travel}(p_x , p_y ) + T_u^{Visit}(p_y )$ به دست می‌آید. یک تفاوت اصلی بین تحقیق ما و تحقیقات قبلی این است که ما مدت‌زمان بازدید را در هر POI بر اساس علاقه کاربر محاسبه می‌کنیم و به‌جای استفاده از متوسط زمان بازدید برای همه کاربران یا در نظر گرفتن مدت‌زمان بازدید ثابت برای همه کاربران این زمان را برای هر کاربر شخصی‌سازی می‌کنیم. تعاریف بر اساس مقاله هستند.

تعریف ۱: سابقه سفر برای کاربرانی که از n تعداد POI بازدید کرده‌اند، به‌صورت ترتیب متوالی $Su=((p1,t_{p1}^a,t_{p1}^d),\dots,(p_n,t_{pn}^a,t_{pn}^d))$ که هر سه‌بخشی $(p_x,t_{px}^a,t_{px}^d)$ شامل بازدید از مکان $p_x$ و زمان رسیدن به آن مکان $t_{px}^a$ و زمان خروج از آن مکان $t_{px}^d$ در مکان $p_x$ است؛ بنابراین، مدت‌زمان بازدید در $p_x$ را می‌توان با به دست آوردن تفاضل زمان بین $t_{px}^d$ و $t_{px}^a$ به دست آورد. همچنین، برای یک دنباله سفر $Su$ زمان‌های $t_{p1}^a$ و $t_{pn}^d$ نیز به ترتیب زمان شروع و پایان برنامه سفر را نشان می‌دهند. ما برای سادگی نیز دنباله $Su=((p1,t_{p1}^a,t_{p1}^d),\dots,(p_n,t_{pn}^a,t_{pn}^d))$ را به‌صورت $Su=(p1,\dots,pn)$ نمایش می‌دهیم.

تعریف ۲: برای نمایش دنباله سفر کاربر Su بر اساس سابقه سفر ما می‌توانیم این سابقه سفر را به چندین دنباله سفر یعنی زیر دنباله Su تقسیم کنیم. ما می‌توانیم یک سابقه سفر را به چندین زیر دنباله تقسیم کنیم. اگر $t_{px}^d - t_{p\,x+1}^a > \tau$ به این معنا که اگر بازدیدهای POI متوالی بیش از $\tau$ واحد زمان از هم فاصله داشته باشد، ما سابقه سفر را به توالی‌های سفر مجزا تفکیک می‌کنیم. ما در آزمایش‌های خود $\tau=8$ ساعت را انتخاب می‌کنیم. این توالی‌های سفر به‌عنوان سفرهای واقعی کاربران عمل می‌کند که بعداً برای ارزیابی الگوریتم ما مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین برای کاربر u با n دنباله سفر از دنباله $s_u^1,s_u^2,\dots,s_u^n$ برای نشان دادن توالی‌های مختلف سفر به ترتیب زمانی به‌طوری‌که $s_u^1$ قبل از $s_u^2$ اتفاق افتاده است، استفاده می‌کنیم.

تعریف ۳: برای به دست آوردن میانگین مدت‌زمان بازدید از همه POIها با در نظر گرفتن مجموعه سابقه‌های سفر برای همه کاربران U ما متوسط مدت‌زمان بازدید برای POI p را به شرح زیر تعیین می‌کنیم:

$$\overline{V}(p)=\frac{1}{n}\sum_{n\in u}\sum_{px\in Su}(t_{px}^d - t_{px+1}^a)\delta(px=p), \qquad \forall\, p\in P \qquad (۱)$$

طوری که n تعداد بازدیدکنندگان از محل p توسط همه کاربران است $\delta(px=p)=\begin{cases}1, & px=p\\ 0, & otherwise\end{cases}$ و معمولاً در مسائل توصیه تور به‌عنوان متوسط مدت‌زمان بازدید یک مکان برای همه کاربرانی که از آن مکان دیدن کرده‌اند، استفاده می‌شود درحالی‌که بسیاری از کارهای قبلی اصلاً مدت‌زمان بازدید از یک مکان را نظر نمی‌گرفتند. در این تحقیق نشان می‌دهیم که چگونه می‌توان مدت‌زمان بازدید از POI را برای کاربران جداگانه بر اساس علاقه آن‌ها شخصی‌سازی کرد و از $\overline{V}(p)$ به‌عنوان مبنای مقایسه یعنی مدت‌زمان بازدید POI غیرشخصی استفاده کرد.

تعریف ۴: علاقه کاربر بر مبنای زمان. همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد، نوع دسته‌بندی یک مکان با تابع cat_p نشان داده می‌شود. از طرفی، C مجموعه همه دسته‌های POI را شامل می‌شود. ما علاقه کاربر u را در دسته POI c به شرح زیر تعیین می‌کنیم:

$$Int_u^{time}(c)=\sum_{px\in Su}\frac{t_{p_x}^d - t_{p_x}^a}{\overline{V}(p_x)}\,\delta\left(Cat_{p_x}=c\right), \qquad \forall\, c\in C \qquad (۲)$$

طوری که $\delta\left(Cat_{p_x}=c\right)=\begin{cases}1, & Cat_{p_x}=c\\ 0, & otherwise\end{cases}$. به‌طور خلاصه، معادله ۲ بر اساس مدت‌زمان بازدید همه کاربران در یک POI میزان علاقه کاربر را در یک دسته POI خاص c تعیین می‌کند. منطق این معادله به این صورت است که یک کاربر به احتمال زیاد زمان بیشتری را در یک POI مورد علاقه خود خواهد گذراند؛ بنابراین، با محاسبه زمان که کاربر در POIهای یک دسته‌بندی خاص در مقایسه با کاربر معمولی صرف می‌کند، ما می‌توانیم سطح علاقه این کاربر را در POIهای این دسته تعیین کنیم.

تعریف ۵: مدت‌زمان بازدید POI شخصی‌سازی‌شده. بر اساس تعریف زیر از علاقه کاربر بر اساس زمان (معادله ۲) ما می‌توانیم مدت‌زمان بازدید توصیه‌شده را در هر POI بر اساس سطح علاقه هر کاربر شخصی‌سازی کنیم. ما مدت‌زمان بازدید شخصی را در POI p برای کاربر u به شرح زیر تعیین می‌کنیم:

$$T_u^{visit}(p)=Int_u^{time}\left(Cat_p\right)\times\overline{V}(p) \quad (۳)$$

به این معنا که ما مدت‌زمان بازدید از POI شخصی را بر اساس میزان علاقه نسبی کاربر u در دسته $Cat_p$ ضرب در زمان متوسط صرف‌شده در POI p توصیه می‌کنیم؛ بنابراین، اگر یک کاربر بیشتر (کمتر) به دسته Cat p علاقه‌مند باشد، مدت‌زمان بیشتری (کمتر) در POI p نسبت به یک کاربر معمولی صرف می‌کند.

## مدل ریاضی

ما مسئله برنامه‌ریزی سفر خود را در غالب مسئله Orienteering Problem و فرمول مسئله آن تعریف می‌کنیم.

$$Max\sum_{i=2}^{N-1}\sum_{j=2}^{N}x_{i,j}=(\eta Int(Cat_i)+(1-\eta)Pop(i)) \quad (۴)$$

$$\sum_{j=2}^{N}x_{1,j}=\sum_{i=1}^{N-1}x_{i,n}=1 \quad (۵)$$

$$\sum_{i=1}^{N-1}x_{i,k}=\sum_{j=2}^{N}x_{k,j}\le 1, \qquad \forall\, k=2,\ldots,N-1 \quad (۶)$$

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=2}^{N}Cost(i,j)x_{i,j}\le B$$
$$2\le p_i\le N, \qquad \forall\, i=2,\ldots,N$$
$$p_i-p_j+1\le(N-1)\left(1-x_{i,j}\right), \qquad \forall\, i,j=2,\ldots,N \quad (۷)$$

## شرح مدل

با توجه به داشتن مجموعه مکان‌های P، بودجه B، محل شروع $p_1$ و POI مقصد $p_n$ هدف ما این است که یک برنامه سفر $I=\{p1,\ldots,pn\}$ را پیشنهاد می‌دهیم که در حین رعایت بودجه زمانی، امتیاز معین S را به حداکثر برساند. در این حالت، امتیاز S با محبوبیت و علاقه کاربر POIهای توصیه‌شده با استفاده از توابع Pop (p) و Int (Catp) به ترتیب نشان داده می‌شود. بودجه B بر اساس زمان صرف‌شده و استفاده از تابع هزینه $Cost\left(p_x,p_y\right)=T^{Travel}\left(p_x,p_y\right)+T_u^{visit}(p_y)$ محاسبه می‌شود؛ یعنی از زمان انتقال از یک مکان به مکان دیگر و مدت‌زمان بازدید هر مکان به دست آورده می‌شود. یک تفاوت اصلی بین کار ما و کارهای قبلی این است که ما

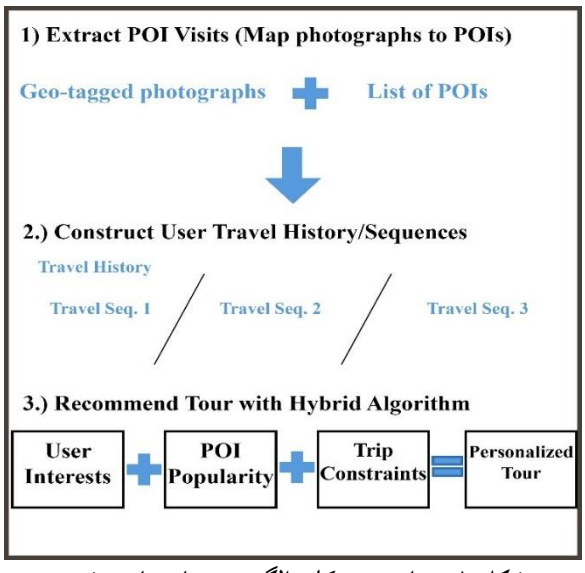
مدت‌زمان بازدید را در هر POI توصیه‌شده بر اساس علاقه کاربر (تعریف ۵) شخصی‌سازی می‌کنیم، به‌جای اینکه از مدت‌زمان متوسط بازدید برای همه کاربران استفاده کنیم یا اصلاً مدت‌زمان بازدید را در نظر نگیریم.

معادله ۵ یک تابع چند هدفه است که محبوبیت و علاقه همه POIهای بازدیدشده را در برنامه سفر به حداکثر می‌رساند. $\eta$ نیز وزن داده‌شده به دو عنصر محبوبیت و علاقه‌مندی را نمایش می‌دهد. معادله ۵ نیز مشمول محدودیت‌های ۶ تا ۱۰ است. محدودیت ۶ اطمینان می‌دهد که برنامه سفر از POI 1 شروع و به POI N ختم می‌شود درحالی‌که محدودیت ۷ اطمینان می‌دهد که برنامه سفر متصل است و هیچ POI بیش از یک بار بازدید نمی‌شود. محدودیت ۸ اطمینان می‌دهد که بر اساس تابع هزینه $\text{Cost}(p_x,p_y)$ که هم زمان سفر و هم زمان بازدید POI شخصی را در نظر می‌گیرد. زمان موردنیاز برای سفر حداکثر B خواهد بود. با توجه به اینکه px موقعیت POI x در سفر I است، محدودیت‌های ۹ و ۱۰ اطمینان می‌دهد که هیچ راه فرعی در راه‌حل پیشنهادی وجود ندارد که از حذف زیر تورهای مورد استفاده در مسئله فروشنده مسافر برگرفته شده است. بر اساس این تعریف ما می‌توانیم مسئله برنامه‌ریزی سفر خود را به‌عنوان یک مسئله برنامه‌ریزی صحیح حل کنیم. برای حل این مسئله، برنامه‌ریزی صحیح ما الگوریتم پیشنهادی خود را برای توصیه تورهای شخصی به‌عنوان الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهیم و چارچوب کلی را در بخش بعدی توضیح خواهیم داد.

## چهارچوب کلی روش پیشنهادی

### الگوریتم ژنتیک

الگوریتم‌های ژنتیک، تکنیک‌های تکاملی هستند که برای اهداف بهینه‌سازی با توجه به ایده بقای مناسب‌ترین استفاده می‌شوند. این روش‌ها راه‌حل‌های بهینه را تضمین نمی‌کنند. بااین‌حال، آن‌ها معمولاً در زمان قابل‌قبول نتایج خوبی ارائه می‌دهند. الگوریتم‌های ژنتیک برای مسائل NP-hard به‌ویژه مسائل فروشنده دوره‌گرد و مسائل مسیریابی بسیار مفید هستند. الگوریتم ژنتیک به معیارهای انتخاب، تقاطع و عملگرهای جهش بستگی دارد. برای حل مسائل مسیریابی با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک نمایش‌های مختلفی مانند نمایش‌های دودویی، مجاورتی، ترتیبی و ماتریسی وجود دارد. در این تحقیق نیز برای حل مسئله برنامه‌ریزی سفر از الگوریتم‌های ژنتیک هیبریدی استفاده می‌نماییم و معیارهای مختلفی را که برای این دو الگوریتم در نظر گرفتیم در ادامه بیان خواهیم نمود.




شکل ۱. چهارچوب کلی الگوریتم پیاده‌سازی شده

## استخراج اطلاعات کاربران و نقاط توریستی

تعریف ۱: سابقه سفر برای کاربرانی که از n تعداد POI بازدید کرده‌اند، بر مبنای مقاله لیم و همکاران به‌صورت ترتیب متوالی $Su = ((p1, t^a_{p1}, t^d_{p1}), \dots, (p_n, t^a_{pn}, t^d_{pn}))$ که هر سه‌بخشی $(p_x, t^a_{px}, t^d_{px})$ شامل بازدید از مکان $p_x$ و زمان رسیدن به آن مکان $t^a_{px}$ و زمان خروج از آن مکان $t^d_{px}$ در مکان $p_x$ است؛ بنابراین، مدت‌زمان بازدید در $p_x$ را می‌توان با به دست آوردن تفاضل زمان بین $t^d_{px}$ و $t^a_{px}$ به دست آورد. همچنین، برای یک دنباله سفر $Su$ زمان‌های $t^d_{pn}$ و $t^a_{p1}$ نیز به ترتیب زمان شروع و پایان برنامه سفر را نشان می‌دهند. ما برای سادگی نیز دنباله Su=((p1,$t^a_{p1}$,$t^d_{p1}$),…. , ($p_n$,$t^a_{pn}$,$t^d_{pn}$)) را به‌صورت Su=(p1,…,pn) نمایش می‌دهیم (Lim, 2018).

تعریف ۲: برای نمایش دنباله سفر کاربر Su بر اساس سابقه سفر بر مبنای مقاله (Lim, 2018)، ما می‌توانیم این سابقه سفر را به چندین دنباله سفر یعنی زیردنباله Su تقسیم کنیم. ما می‌توانیم یک سابقه سفر را به چندین زیردنباله تقسیم کنیم. اگر $t^d_{px} - t^a_{p\,x+1} > \tau$، به این معنا است که اگر بازدیدهای POI متوالی بیش از $\tau$ واحد زمان از هم فاصله داشته باشد، ما سابقه سفر را به توالی‌های سفر مجزا تفکیک می‌کنیم. ما در آزمایش‌های خود $\tau = 8$ ساعت را انتخاب می‌کنیم. این توالی‌های سفر به‌عنوان سفرهای واقعی کاربران عمل می‌کند که بعداً برای ارزیابی الگوریتم ما مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین برای کاربر u با n دنباله سفر از دنباله $s^1_u, s^2_u, \dots, s^n_u$ برای نشان دادن توالی‌های مختلف سفر به ترتیب زمانی به‌طوری‌که $s^1_u$ قبل از $s^2_u$ اتفاق افتاده است، استفاده می‌کنیم.

تعریف ۳: برای به دست آوردن میانگین مدت‌زمان بازدید از همه POIها با در نظر گرفتن مجموعه سابقه‌های سفر برای همه کاربران U ما متوسط مدت‌زمان بازدید برای POI p بر مبنای مقاله (Lim, 2018) را به شرح زیر تعیین می‌کنیم:

$$\overline{V}(p) = \frac{1}{n}\sum_{n\in u}\sum_{px\in Su}\left(t^d_{px} - t^a_{px+1}\right)\delta(px = p), \qquad \forall\, p \in P \tag{۸}$$

طوری که n تعداد بازدیدکنندگان از محل p توسط همه کاربران است و $\delta(px = p) = \begin{cases} 1, & px = p \\ 0, & otherwise \end{cases}$. $\overline{V}(p)$ معمولاً در مسائل توصیه تور به‌عنوان متوسط مدت‌زمان بازدید یک مکان برای همه کاربرانی که از آن مکان دیدن کرده‌اند، استفاده می‌شود درحالی‌که بسیاری از کارهای قبلی اصلاً مدت‌زمان بازدید از یک مکان را نظر نمی‌گرفتند. در این تحقیق نشان می‌دهیم که چگونه می‌توان مدت‌زمان بازدید از POI را برای کاربران جداگانه بر اساس علاقه آن‌ها شخصی‌سازی کرد و از $\overline{V}(p)$ به‌عنوان مبنای مقایسه یعنی مدت‌زمان بازدید POI غیرشخصی استفاده کرد (Lim, 2018).

تعریف ۴: علاقه کاربر بر مبنای زمان برمبنای مقاله (Lim, 2018)، همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد نوع دسته‌بندی یک مکان با تابع cat(p) نشان داده می‌شود. از طرفی C مجموعه همه دسته‌های POI را شامل می‌شود. ما علاقه کاربر u را در دسته POI c به شرح زیر تعیین می‌کنیم:

$$Int^{time}_u(c) = \sum_{px\in Su}\frac{t^d_{px} - t^a_{px}}{\overline{V}(p_x)}\,\delta\left(Cat_{p_x} = c\right), \qquad \forall\, c \in C \tag{۹}$$

طوری که $\delta\left(\text{Cat}_{p_x}=c\right) = \begin{cases} 1, & \text{Cat}_{p_x}=c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$. به‌طور خلاصه، معادله ۲ بر اساس مدت‌زمان بازدید همه کاربران در یک POI میزان علاقه کاربر را در یک دسته POI خاص c تعیین می‌کند. منطق این معادله به این صورت است که یک کاربر به احتمال زیاد زمان بیشتری را در یک POI مورد علاقه خود خواهد گذراند؛ بنابراین، با محاسبه زمان

که کاربر در POIهای یک دسته‌بندی خاص در مقایسه با کاربر معمولی صرف می‌کند. ما می‌توانیم سطح علاقه این کاربر را در POIهای این دسته تعیین کنیم.

تعریف ۵: مدت‌زمان بازدید POI شخصی‌سازی‌شده بر مبنای مقاله لیم و همکاران. بر اساس تعریف ما از علاقه کاربر بر اساس زمان (معادله ۲) می‌توانیم مدت‌زمان بازدید توصیه‌شده را در هر POI بر اساس سطح علاقه هر کاربر شخصی‌سازی کنیم. ما مدت‌زمان بازدید شخصی را در POI p برای کاربر u به شرح معادله ۳ تعیین می‌کنیم؛ به این معنا که ما مدت‌زمان بازدید از POI شخصی را بر اساس میزان علاقه نسبی کاربر u در دسته Cat p ضرب در زمان متوسط صرف‌شده در POI p توصیه می‌کنیم؛ بنابراین، اگر یک کاربر بیشتر (کمتر) به دسته Cat p علاقه‌مند باشد، مدت‌زمان بیشتری (کمتر) در POI p را نسبت به یک کاربر معمولی صرف می‌کند.

## روش پیشنهادی حل مسئله با استفاده از الگوریتم ژنتیک

در این تحقیق برای حل مسئله، پیشنهاد سفر با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای ساخت راه‌حل‌های اولیه با ساخت سابقه سفر قبلی کاربرانی که در دیتاست ذخیره شده است، اقدام به ساخت تاریخچه سفر کاربران می‌نماییم. سپس، نصف مسیر را برای ایجاد جواب اولیه انتخاب می‌نماییم و مابقی مسیر را به‌صورت تصادفی از POIهای انتخاب‌نشده به مسیر اضافه می‌نماییم. بدین‌صورت، جواب‌های اولیه به‌صورت ترکیبی از تاریخچه سفر قبلی کاربر و مکان‌های تصادفی تولید می‌شوند. سپس، اقدام به ایجاد سه‌گانه نام POI، زمان ورود و زمان خروج می‌نماییم تا بتوانیم زمانی را که کاربر در یک POI صرف می‌نماید، از طریق محاسبه زمان ورود و زمان خروج به دست آورده و از بودجه زمانی خود کم نماییم.

## روش‌های آزمایش

در این بخش، مجموعه داده‌های تجربی، الگوریتم‌های پایه و معیارهای ارزیابی را که برای ارزیابی تجربی ما استفاده می‌شوند، توضیح می‌دهیم.

## محیط آزمایش

الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده در این تحقیق با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون و بر روی سیستمی با پردازنده ۳ گیگاهرتز اجرا شده‌اند. در این تحقیق برای آزمایش‌های خود از مجموعه داده فلیکر Yahoo! Creative Commons 100M (YFCC100M) که از ۱۰۰ میلیون عکس و فیلم فلیکر تشکیل شده است، استفاده کردیم. این مجموعه داده شامل فراداده‌های مربوط به عکس‌ها مانند تاریخ و زمان گرفته شدن عکس، مختصات موقعیت جغرافیایی و دقت این مختصات موقعیت جغرافیایی است. دقت موقعیت جغرافیایی از سطح جهانی (کمترین دقت) تا سطح خیابان (دقیق‌ترین) متغیر است. با استفاده از مجموعه داده YFCC100M عکس‌های دارای برچسب جغرافیایی را استخراج کردیم که در هشت شهر مختلف یعنی تورنتو، اوزاکا، گلاسکو، بوداپست، پرث، وین، دهلی و ادینبورگ گرفته شده‌اند. برای اطمینان از بهترین دقت و قابلیت تعمیم نتایج خود، فقط عکس‌هایی را با بالاترین دقت موقعیت جغرافیایی انتخاب کردیم و هشت شهر توریستی در سراسر جهان را آزمایش کردیم. این مجموعه داده نیز به‌صورت عمومی در دسترس است.

## الگوریتم‌های پایه

در این تحقیق، ما الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ژنتیک را پیاده‌سازی نمودیم و توانستیم با ایجاد تغییر در مقدار η تابع هدف، گونه‌های مختلف الگوریتم را مورد بررسی قرار دهیم.

Genetic-0 با استفاده از $\eta = 0$ با تأکید کامل بر بهینه‌سازی محبوبیت POI و نادیده گرفتن علاقه کاربر

Genetic.5 با استفاده از $\eta = 0.5$ با تأکید متعادل بر بهینه‌سازی محبوبیت POI و علاقه کاربر مبتنی بر زمان

Genetic.1 با استفاده از $\eta = 1$ تأکید کامل بر بهینه‌سازی علاقه کاربر مبتنی بر زمان و نادیده گرفتن محبوبیت POI

## پارامترهای شبیه‌سازی

برای حل مسئله توصیه برنامه سفر الگوریتم‌های توضیح داده‌شده از هشت نمونه استاندارد استفاده شده است. در هر الگوریتم از یک سری پارامترهایی استفاده شده که کیفیت هر الگوریتم به آن مقادیر وابسته است. در جدول ۱، این پارامترهای تعیین‌شده برای هر الگوریتم نشان داده شده‌اند.

**جدول ۱. پارامترهای الگوریتم‌های ژنتیک**

| پارامتر | مقدار |
|---|---|
| جمعیت اولیه | ۲۰۰ |
| درصد جمعی | ٪۶۰ |
| نرخ تقاطع | ٪۷۰ |
| نوع تقاطع | دونقطه‌ای |
| نرخ جهش | ٪۱۵ |
| نرخ انتخاب جهت تقاطع | ٪۳۰ |
| نوع جهش | معکوس |

## تحلیل و ارزیابی بر اساس پارامترهای الگوریتم‌ها

ازآنجاکه پارامترهای زیادی برای الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده وجود دارند، ایجاد تغییر در هر یک از این پارامترها موجب تغییر عملکرد الگوریتم‌ها می‌گردد و می‌تواند در کیفیت پاسخ‌های ایجادشده و سرعت همگرایی الگوریتم تأثیرگذار باشند؛ بنابراین، می‌توانیم با تحلیل حساسیت بهترین مقادیر را برای این پارامترها مشخص نماییم. در اینجا، ابتدا بر اساس تنظیم‌های پارامترهای مختلف و تأثیر آن پارامترها بر روی نتایج و نحوه بهبود آن‌ها بحث خواهد شد. این پارامترها برای الگوریتم هیبرید بر اساس ایجاد تغییر در درصد جمعیت نگهداری‌شونده در الگوریتم خواهد بود. در این مقایسه که بر روی الگوریتم هیبرید صورت گرفته است، درصد انتخاب نمودن جمعیت جهت انجام فرآیند تقاطع و جهش صورت گرفته است که کمتر بودن نرخ انتخاب در الگوریتم موجب میل به نخبه‌گرایی و در حالت عکس بزرگ‌تر شدن آن موجب افزایش تنوع در راه‌حل‌های ایجادشده خواهد شد. در ادامه، مقایسه‌ها بر حسب جمعیتی که عملیات انتخاب بر روی آن صورت می‌پذیرد، صورت خواهد گرفت که مقایسات ما بر حسب میزان محبوبیت کلی و همچنین میزان علاقه کاربران مورد سنجش خواهد بود.

در این تحقیق و بر اساس نتایج جدول ۲، نرخ انتخاب الگوریتم هیبرید ۴۰ درصد تعیین گردید تا بتوان تعادل قابل‌قبولی بین مفهوم نخبه‌گرایی و تعادل راه‌حل‌های ایجادشده برقرار نمود. همان‌طور که در نتایج نشان داده شده، این میزان در اکثر شهرها بهتر از دیگر مقادیر برای این پارامتر برای عملیات تقاطع عمل نموده است. البته باید توجه نمود

که در شهرهای با تعداد POI بیشتر این قضیه صادق نبوده که همین نشان‌دهنده لزوم انتخاب مقادیر مناسب برای هر شهر بر اساس POIهای آن شهرها است.

**جدول ۲. مقایسه نتایج هشت شهر برحسب نرخ انتخاب متفاوت**

| نرخ انتخاب | ۴۰٪ | ۳۰٪ | ۲۰٪ |
|---|---|---|---|
| تورنتو | ۵۸۷۴/۹۴۱ | ۶۹۲۱/۵۴۵ | ۵۴۳۲/۸۷۹ |
| گلاسکو | ۳۰۶۸/۲۱۵ | ۲۲۱۷/۵۴۵ | ۲۱۸۱/۶۲۱ |
| اوساکا | ۱۹۳۷/۷۲۵ | ۱۶۳۱/۵۶۸ | ۱۳۹۴/۲۴۰ |
| ادینبرا | ۸۹۸۱/۹۵۴ | ۱۲۰۱۲/۲۷ | ۸۷۴۸/۲۶۹ |
| بوداپست | ۵۹۵۸/۳۲۵ | ۷۰۱۷/۵۶۴ | ۶۴۳۵/۳۵۱ |
| پرت | ۱۵۸۷/۷۸۹ | ۱۲۱۴/۹۰۹ | ۱۰۲۱/۵۰۲ |
| وین | ۶۲۲۵/۴۷۸ | ۵۵۸۲/۴۵۵ | ۵۷۳۸/۳۰۸ |
| دهلی | ۱۴۸۰/۹۶۵ | ۱۳۴۶/۴۵۵ | ۹۸۱/۷۶۵ |

## مقایسه الگوریتم‌های تکاملی بر اساس معیارهای یادآوری تور، دقت تور و امتیاز F1 تور

در این قسمت نسبت به مقایسه الگوریتم‌های تکاملی برای حل مسئله توصیه برنامه سفر پرداختیم. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم هیبرید، الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده در (Lim, 2018) PT-5T، PT-1T هستند. در الگوریتم‌های تکاملی، روش ایجاد جواب‌های اولیه به این صورت است که در هر کرموزوم با ایجاد ۵۰ درصد جواب‌های تصادفی و استفاده از تاریخچه سفر کاربران نسبت به ایجاد جواب‌های اولیه اقدام می‌نماییم تا در قدم بعدی با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی نو فرآیندهای تکاملی نسبت به بهبود جواب‌های ساخته‌شده اقدام نماییم. در روش‌های تکاملی، اولین و مهم‌ترین پارامتری که باید تعیین شود، پارامتر جمعیت اولیه بوده که در این روش مقدار آن ۲۰۰ تعیین شده است. در جداول ۳ الی ۷ نسبت به مقایسه نتایج حاصل بر حسب معیارهای یادآوری تور، دقت تور و همچنین امتیاز F1 سفر می‌پردازیم. در این مقایسه که هدف بررسی Tour recall, Tour Percision, F1-score برنامه سفر پیشنهادشده نسبت به برنامه‌های واقعی صورت گرفته شده است، نشان داده شد که کارایی الگوریتم هیبریدی نسبت به سایر الگوریتم‌ها بهتر بوده و الگوریتم‌های دیگر نیز کارایی مناسبی را از خود نشان دادند اما در نتایج مقداری از الگوریتم پیاده‌سازی‌شده عملکرد ضعیف‌تری داشتند و فقط در مواردی الگوریتم ژنتیک توانسته به کارایی آن نزدیک یا با آن برابر شود که این امر قدرت الگوریتم‌های تکاملی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها نشان می‌دهد.

**جدول ۳. تست Recal,precision,F1-Score مربوط به شهر Osaka**

| الگوریتم | Recall | Precision | F1-score |
|---|---|---|---|
| Genetic | ۰/۷۳۰ | ۰/۶۷۷ | ۰/۷۰۲ |
| PT-5T | ۰/۷۵۹ | ۰/۶۶۲ | ۰/۶۹۹ |
| PT-1T | ۰/۶۸۳ | ۰/۶۲۲ | ۰/۶۴۱ |

**جدول ۴.تست Recal,precision,F1-Score مربوط به شهر Delhi**

| الگوریتم | Recall | Precision | F1-score |
|---|---|---|---|
| Genetic | ۰/۷۱۰ | ۰/۷۳۸ | ۰/۶۶۴ |
| PT-.5T | ۰/۸۰۷ | ۰/۷۴۹ | ۰/۷۶۹ |
| PT-1T | ۰/۶۷۴ | ۰/۶۳۲ | ۰/۶۴۸ |

جدول ۵. تست **Recal,precision,F1-Score** مربوط به شهر **Glasgow**

| الگوریتم | Recall | Precision | F1-score |
|---|---|---|---|
| Genetic | ۰/۸۲۶ | ۰/۷۸۲ | ۰/۷۹۸ |
| PT-.5T | ۰/۷۲۵ | ۰/۷۸۵ | ۰/۸۰۱ |
| PT-1T | ۰/۷۲۹ | ۰/۷۳۶ | ۰/۷۲۸ |

جدول ۶. تست **Recal,precision,F1-Score** مربوط به شهر **Toronto**

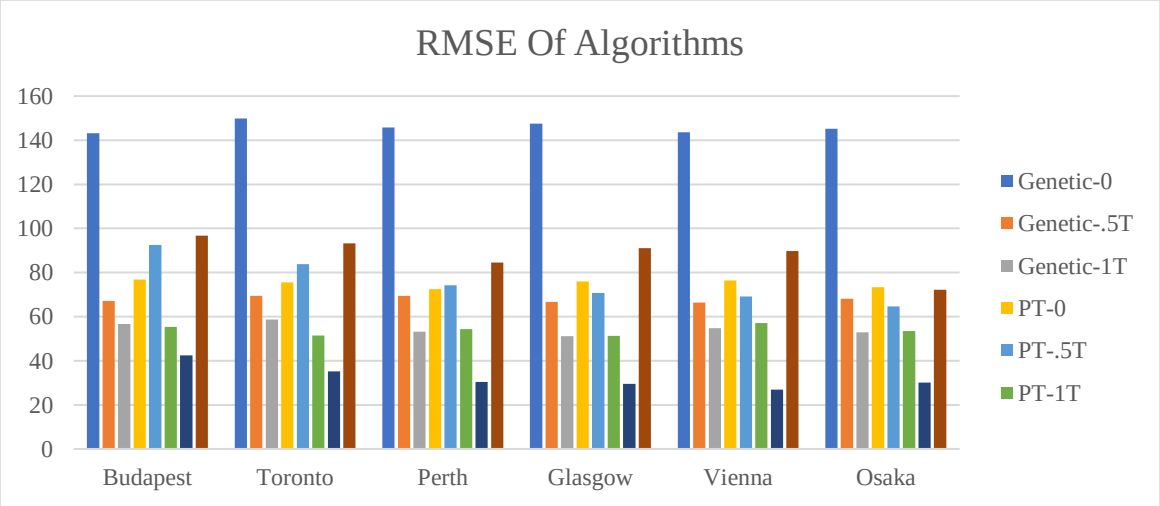
| الگوریتم | Recall | Precision | F1-score |
|---|---|---|---|
| Genetic | ۰/۷۷۹ | ۰/۷۰۶ | ۰/۷۳۲ |
| PT-.5T | ۰/۷۲۹ | ۰/۶۸۹ | ۰/۷۰۸ |
| PT-1T | ۰/۷۴۴ | ۰/۷۱۰ | ۰/۷۱۰ |

جدول ۷. تست **Recal,precision,F1-Score** مربوط به شهر **Perth**

| الگوریتم | Recall | Precision | F1-score |
|---|---|---|---|
| Genetic | ۰/۸۰۹ | ۰/۷۲۵ | ۰/۷۵۷ |
| PT-.5T | ۰/۸۰۲ | ۰/۷۳۵ | ۰/۷۶۷ |
| PT-1T | ۰/۸۴۶ | ۰/۶۷۴ | ۰/۶۹۹ |

## مقایسه الگوریتم‌های مختلف در معیار RMSE

در این بخش به مقایسه نتایج آزمایش RMSE می‌پردازیم. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در شکل ۳ از مقایسه انواع مختلف الگوریتم‌های ژنتیک و هیبرید برای شهرهای مختلف نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک در معیار RMSE عملکرد بهتری داشته و توانسته سفرهایی بسیار مشابه سفرهای واقعی کاربران ایجاد نماید. البته باید ملاحظه نمود که سفرهای واقعی کاربران بر اساس الگوریتم خاصی برنامه‌ریزی نشده بود و صرفاً بر اساس علایق کاربران نسبت به برخی اماکن پیاده‌سازی شده است؛ اما سفرهایی که الگوریتم هیبرید به دست آورده، سفرهایی به همراه جست‌وجوی محلی قوی بر اساس علاقه و محبوبیت کلی بوده و فقط در موردی که الگوریتم هیبریدی فقط بر پایه علاقه کاربران عمل برنامه‌ریزی را انجام می‌دهد، توانسته نتایجی نزدیک به الگوریتم ژنتیکی به دست بیاورد.



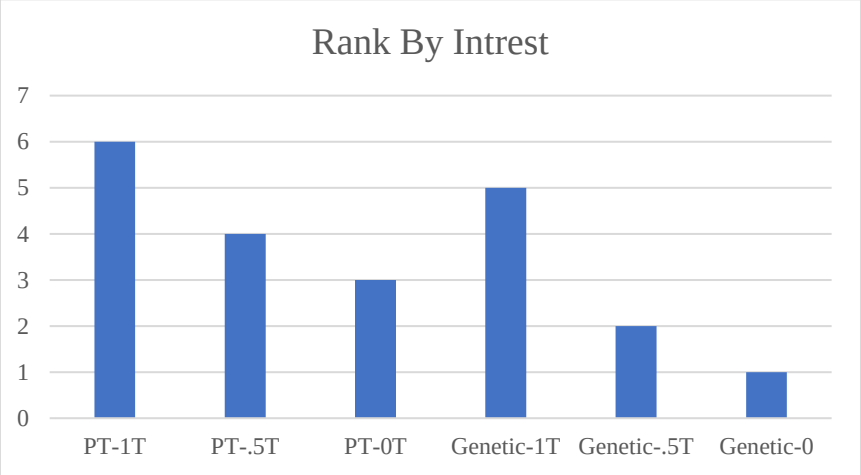

شکل ۲.

## تحلیل همه الگوریتم‌ها بر اساس میزان محبوبیت و علاقه

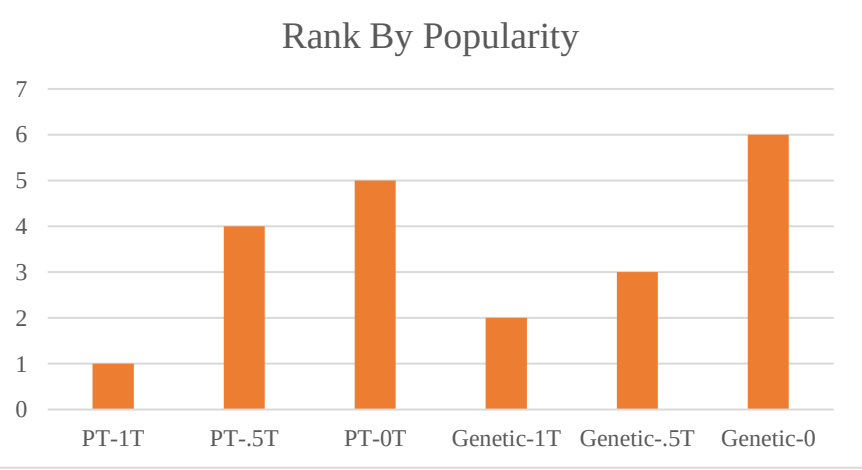
در این تحلیل به نمایش نتایج به‌دست‌آمده از همه الگوریتم‌ها، هم برای محبوبیت کلی و هم برای علاقه کاربران پرداختیم. الگوریتم‌هایی که توانستند نتایج بهتری به دست بیاورند، الگوریتم‌های Memtic-0 بود که هدف این الگوریتم، تولید سفرهایی با حداکثر محبوبیت و در مواردی الگوریتم Memtic-0.5 است که هدف این الگوریتم، ایجاد سفرهایی با رعایت تعادل بین محبوبیت و علاقه کاربران است. این قضیه نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم‌هایی است که هم محبوبیت کلی و هم علاقه کلی کاربران را در نظر می‌گیرند. درنتیجه، الگوریتم‌هایی که به هر دو مقوله محبوبیت و میزان علاقه کاربر به یک اندازه اهمیت دهند، می‌توانند سفرهای باکیفیتی را ایجاد کنند که قابلیت اجرا توسط کاربران را داشته باشند و هم‌زمان رضایت کاربران را نیز نسبت به برنامه سفر جلب کنند.

## رتبه‌بندی الگوریتم‌ها بر اساس محبوبیت و علاقه کاربران

در این قسمت نسبت به رتبه‌بندی الگوریتم‌ها بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از برنامه‌های سفر بر اساس دو معیار محبوبیت کلی و علاقه کلی کاربران نمودیم. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک در هر دو معیار بر سایر الگوریتم‌ها پیشی گرفته است.




شکل ۳.




شکل ۴.

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق، مسئله توصیه سفر را بر اساس مسئله مسیریابی مدل‌سازی و الگوریتم Genetic را برای توصیه تورهای شخصی‌شده پیشنهاد کردیم. الگوریتم ما محبوبیت POI و ترجیحات علاقه کاربر را در نظر می‌گیرد تا POIهای مناسب برای بازدید و مدت‌زمانی که باید صرف هر POI شود، توصیه کند. شرط لازم برای اکثر برنامه‌ها، ارائه نتایج مناسب در مدت‌زمان تعیین‌شده است. با توجه به افزایش حجم داده‌ها، تضمین پاسخ در زمان مناسب هنگامی‌که برنامه با روش‌های آماری و دقیق پردازش می‌شوند، غیرممکن است. ازاین‌رو، الگوریتم‌های فرااکتشافی مطرح شدند. الگوریتم‌های فرااکشتافی، رده‌ای از الگوریتم‌ها هستند که از روش‌های ابتکاری سطح پایین‌تر یا رویه‌ها برای حل یک مسئله با ارائه یک راه‌حل مناسب در مدت‌زمان قابل‌قبول با اطلاعات ناقص یا محدود استفاده می‌کنند. با توجه به ماهیت مسئله برنامه‌ریزی سفر که یک مسئله NP-Hard با فضای جستجوی گسترده است، بهترین گزینه برای حل این مسئله در زمانی معقول است. در این تحقیق، یکی از مسائل NP-Hard مبتنی بر مسئله معروف مسیریابی به نام مسئله برنامه‌ریزی سفر مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. با توجه به مدل ریاضی مسئله که بیان گردید، پیچیده بودن مسئله نشان داده شد و در این تحقیق توانستیم مسئله ذکرشده را با استفاده از الگوریتم فرااکتشافی ژنتیک حل نماییم. در این تحقیق، تمامی جزییات و تعاریف مربوط به مسئله برنامه‌ریزی سفر مورد بررسی قرار گرفتند و ازآنجاکه حل این دسته از مسائل NP-Hard با استفاده از روش‌های قطعی همچون برنامه‌سازی عددی امکان‌پذیر نبوده، نیازمند استفاده از الگوریتم‌های تصادفی و فرااکتشافی هستیم. برای این کار الگوریتم‌های مختلفی پیاده‌سازی گردید و نحوه پیاده‌سازی این الگوریتم‌ها در این تحقیق به‌طور کامل مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی این الگوریتم‌ها بر روی نمونه‌های هشت شهر توریستی جهان برای حل مسئله برنامه‌ریزی سفر ارائه گردید و الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده را بر اساس معیارهای مختلف با یکدیگر مورد تحلیل و مقایسه قرار دادیم. به‌طورکلی می‌توان گفت، الگوریتم ژنتیک توانست نتایج بهتری از سایر الگوریتم‌ها کسب کند.

## منابع


Bolzoni, P., Persia, F., & Helmer, S. (2017). Itinerary planning with category constraints using a probabilistic approach. In *Database and Expert Systems Applications: 28th International Conference, DEXA 2017, Lyon, France, August 28-31, 2017, Proceedings, Part II 28* (pp. 363-377). Springer International Publishing.

Chang, H. T., Chang, Y. M., & Tsai, M. T. (2016). ATIPS: automatic travel itinerary planning system for domestic areas. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2016*(1), 1281379.

Chiang, H. S., & Huang, T. C. (2015). User-adapted travel planning system for personalized schedule recommendation. *Information Fusion*, *21*, 3-17.

De Choudhury, M., Feldman, M., Amer-Yahia, S., Golbandi, N., Lempel, R., & Yu, C. (2010). Automatic construction of travel itineraries using social breadcrumbs. In *Proceedings of the 21st ACM Conference on Hypertext and Hypermedia* (pp. 35-44).

Du, J., Li, L., & Li, X. (2018, August). Data-driven travel itinerary with branch and bound algorithm. In *2018 IEEE 16th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 16th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 4th Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress (DASC/ PiCom/ DataCom/ CyberSciTech)* (pp. 1046-1053). IEEE.

Fang, S. (2013). Research on the travel route based on optimization schedule. In *2013 Fourth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications* (pp. 546-548). IEEE.

Fogli, A., & Sansonetti, G. (2019). Exploiting semantics for context-aware itinerary recommendation. *Personal and Ubiquitous Computing*, *23*, 215-231.

Gaonkar, R., Tavakol, M., & Brefeld, U. (2018). MDP-based Itinerary Recommendation using Geo-Tagged Social Media. *Advances in Intelligent Data Analysis XVII, Cham*.

Jiaoman, D., Lei, L., & Xiang, L. (2018). Travel planning problem considering site selection and itinerary making. In *Proceedings of the 2018 Conference on Research in Adaptive and Convergent Systems* (pp. 29-36).

Kobeaga, G., Merino, M., & Lozano, J. A. (2018). An efficient evolutionary algorithm for the orienteering problem. *Computers & Operations Research*, *90*, 42-59.

Lim, K. H., Chan, J., Karunasekera, S., & Leckie, C. (2017). Personalized itinerary recommendation with queuing time awareness. In *Proceedings of the 40th international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval* (pp. 325-334).

Lim, K. H., Chan, J., Leckie, C., & Karunasekera, S. (2018). Personalized trip recommendation for tourists based on user interests, points of interest visit durations and visit recency. *Knowledge and Information Systems*, *54*, 375-406.

Liu, H., Jin, C., & Zhou, A. (2020). Popular route planning with travel cost estimation from trajectories. *Frontiers of Computer Science*, *14*, 191-207.

Liu, L., Xu, J., Liao, S. S., & Chen, H. (2014). A real-time personalized route recommendation system for self-drive tourists based on vehicle to vehicle communication. *Expert Systems with Applications*, *41*(7), 3409-3417.

Mancini, S., & Stecca, G. (2018). A large neighborhood search based matheuristic for the tourist cruises itinerary planning. *Computers & industrial engineering*, *122*, 140-148.

Padia, P., Singhal, B., Lim, K. H., & Pillar, D. (2019). User-relative Personalized Tour Recommendation. In *IUI Workshops*.

Peng, X., & Huang, Z. (2017). A novel popular tourist attraction discovering approach based on geo-tagged social media big data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *6*(7), 216.

Taylor, K., Lim, K. H., & Chan, J. (2018). Travel itinerary recommendations with must-see points-of-interest. In *Companion Proceedings of the The Web Conference 2018* (pp. 1198-1205).

Tsiligirides, T. (1984). Heuristic methods applied to orienteering. *Journal of the Operational Research Society*, *35*(9), 797-809.

Wang, X., Leckie, C., Chan, J., Lim, K. H., & Vaithianathan, T. (2016, October). Improving personalized trip recommendation by avoiding crowds. In *Proceedings of the 25th ACM international on conference on information and knowledge management* (pp. 25-34).

Wang, Y., Chen, Y., & Yu, Y. (2017). Improved grouping genetic algorithm for solving multiple traveling salesman problem. *电子与信息学报*, *39*(1), 198-205.

Wibowo, B. S., & Handayani, M. (2018). A genetic algorithm for generating travel itinerary recommendation with restaurant selection. In *2018 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (pp. 427-431). IEEE.

Yu, Y., Zhao, Y., Yu, G., & Wang, G. (2017). Mining coterie patterns from Instagram photo trajectories for recommending popular travel routes. *Frontiers of Computer Science*, *11*, 1007-1022.

Yuan, C., & Uehara, M. (2019). Improvement of multi-purpose travel route recommendation system based on genetic algorithm. In *2019 Seventh International Symposium on Computing and Networking Workshops (CANDARW)* (pp. 305-308). IEEE.

**استناد به این مقاله:** چعب، همایون، و شکفته، مریم. (۱۴۰۳). ارائه برنامه‌ریزی سفر یک‌روزه با استفاده از الگوریتم ژنتیک. *فصلنامه پژوهش‌های نوین در شهر هوشمند*، ۲(۴)، ۹۷-۱۱۳.

New Researches in The Smart City is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.