

«مدیریت بهره‌وری»

سال دهم - شماره چهل - بهار ۱۳۹۶

ص ص: ۳۱۰ - ۲۸۷

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۱/۲۷

تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۹/۲۶

بررسی مقایسه‌ای الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای مسیریابی وسیله نقلیه پویا به منظور بهره‌وری و کارایی سیستم‌های حمل و نقل

نازیلا مصیب زاده^۱

دکتر فرزین مدرس خیابانی^{۲*}

چکیده

مسئله مسیریابی وسیله نقلیه (VRP) یکی از معروف‌ترین مسائل بهینه‌سازی است که در دهه‌های اخیر کاربردهای زیادی به منظور بهره‌وری و کارایی سیستم‌های حمل و نقل داشته است. مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با بارگیری و تحویل همزمان، که توزیع و جمع‌آوری همزمان کالا از مبدأ به مقصد (مشتریان) را انجام می‌دهد یکی از انواع کلاسیک مسئله مسیریابی می‌باشد که در آن مشتریان نیازمند تکمیل فرآیند بارگیری و تحویل در انبار در یک پنجره زمانی خاص می‌باشند. کاربردهای این مسئله در بسیاری از مسائل روزمره واقعی همچون حمل و نقل و بهینه‌سازی برنامه‌ریزی منطقی مشهود می‌باشد. این مقاله از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای این منظور استفاده کرده است. روش پیشنهادی برای حل مسئله مسیریابی وسیله نقلیه ظرفیت‌دار جهت بهبود بهره‌وری و کارایی توزیع (با کمینه کردن فاصله کل طی شده در هر مسیر) و با در نظر گرفتن ظرفیت مسیرهای مختلف به کار گرفته شده است. این مسئله، ذاتاً یک مسئله NP-Hard می‌باشد بنابراین هیچ روش بهینه با زمان چند جمله‌ای برای آن وجود ندارد. روش پیشنهادی که بر مبنای الگوریتم ژنتیک می‌باشد، بر روی برخی از مسائل آزمون استاندارد با در نظر گرفتن بهره‌وری محاسباتی و کیفیت جواب آزمون شده است. عملکرد روش ارائه شده با سایر الگوریتم‌های ابتکاری موجود بر روی همان مسئله مقایسه شده است. نتایج عددی نشان دهنده موفقیت رویکرد پیشنهادی برای مسائل مقید سخت می‌باشد و مکانیزم جواب ساده و پایداری را برای کاربردهای دنیای واقعی بویژه بهینه‌سازی مسیریابی وسائل نقلیه را ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم‌های فرا ابتکاری، الگوریتم ژنتیک، مسئله مسیریابی وسایل نقلیه، بهره‌وری

مقدمه

^۱ دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه ریاضی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز، تبریز، ایران nazila.mosayebzadeh@gmail.com

^۲ گروه ریاضی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران (نویسنده مسؤول) f.modarres@iaut.ac.ir

مسئله مسیریابی وسیله نقلیه^۱ (VRP) یکی از معروف‌ترین مسائل بهینه‌سازی است که در دهه‌های اخیر کاربردهای زیادی به منظور بهره‌وری و کارایی سیستم‌های حمل و نقل داشته است. VRP، یک مسئله بهینه‌سازی ترکیبی^۲ NP-Hard معروف است که به کرات در مباحث توزیع و سیستم‌های انتقال دیده شده است. بیشتر مسائل VRP فرض می‌کنند که تمامی داده‌های مربوط به محل‌ها/تقاضاهای مشتری، هزینه‌های سفر و غیره در زمان طراحی به طور کامل مشخص است. با این حال، در تعداد زیادی از موقعیت‌های عملی، مسائل مسیریابی، پویا (DVRP)^۳ بوده و با گذشت زمان تغییر می‌کنند. در سال‌های اخیر، افزایش گرایش پروژه‌های پویا و انقاف از VRP متمرکز بوده است. دلیل این پیشرفت دو جنبه دارد (فلیچمن و همکاران^۴، ۲۰۰۴): از یک سو، پیشرفت‌های اخیر در فن‌شناسی ارتباطی و اطلاعاتی امکان پردازش بی وقفه اطلاعات را فراهم می‌سازد که در معرض تغییر دائمی قرار دارند. از سوی دیگر، تقاضای روزافزون مشتریان برای پاسخ سریع و انعطاف‌پذیر درخواست‌های حمل‌ونقل آنها مطرح است. به خاطر NP-Hard بودن مسئله مسیریابی پویا و کاربرد گسترده آن در زندگی واقعی، روش‌های بهینه‌سازی با توان ارائه جواب‌های بهتر با میزان زمان محدود، یعنی روش‌های فرا ابتکاری، از اهمیت بسیاری برخوردارند.

در این مقاله ابتدا یک روش بر اساس الگوریتم ژنتیک^۵ (GA) برای حل مسئله جمع‌آوری و تحویل پویا با پنجره‌های زمانی^۶ (DPDPTW) بررسی می‌شود که تعمیمی از مسئله مسیریابی وسیله نقلیه پویا با بازه زمانی است

در قسمت بعدی نیز مدل DVRP^۷ ویژه‌ای را مورد بررسی قرار می‌دهیم که ابتدا توسط کیلی^۸ (۱۹۹۸) معرفی و سپس توسط مونت‌مانی^۹ (۲۰۰۵) اصلاح شده است.

-
1. Vehicle Routing Problem
 2. Nondeterministic Polynomial Hard Problem
 3. Dynamic Vehicle Routing Problem
 4. Fleischmann et al
 5. Genetic Algorithm
 6. Dynamic Pickup And Delivery Problem With Time Windows
 7. Dynamic Vehicle Routing Problem
 8. Kilby
 9. Montemann

سپس حل این مسائل را با استفاده از یک الگوریتم سیستم کلونی مورچگان (ACS)^۱ مدنظر قرار داده است. همچنین اجرای الگوریتم ژنتیک (GA) را جهت پیشنهاد جواب‌هایی برای مدل DVRP بررسی می‌کنیم (مونتینی مانی و همکاران، ۲۰۰۵). در مقایسه با روش جستجوی ممنوعه^۲ (TS) به کار رفته در اینجا و ACS مذکور، روش الگوریتم ژنتیک پیشنهادی در کاهش هزینه‌های سفر بهتر عمل می‌کند. از ابتدای دهه ۱۹۷۰، انواع مختلف پویایی از VRP مورد مطالعه قرار گرفته است. بررسی اولیه مسیریابی پویا وسیله نقلیه توسط سارافتیس^۳ (۱۹۸۸) ارائه شده است. بررسی رویکردهای مسیریابی پویا وسیله نقلیه با تأکید بر مسیریابی حوزه محلی، توسط جنریو^۴ و پاتوین (۱۹۹۸) ارائه شده است. در بررسی جامع مسائل برداشتن و تحویل، ساولسبرگ^۵ و سول (۱۹۹۵). نیز، انواع پویایی از این نوع مسأله را مدنظر قرار می‌دادند. بررسی اخیر روش‌های VRPs پویا که تأکید بیشتری بر راهبردهای مسیریابی مشابه دارند، توسط گینی^۶ و همکارانش (۲۰۰۳) ارائه شده است.

الگوریتم ژنتیکی گروهی برای حل PDPTW: در این قسمت توصیف دقیقی از GA برای حل زیر مسائل ایستا DPDPTW ارائه می‌شود (پانکراتز^۷، ۲۰۰۵). مفهوم GAS ابتدا توسط هلند^۸ معرفی شده است (هلند، ۱۹۷۵). کاربردهای ابتدایی GAS به عنوان یک رده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در کارهای گلدبرگ^۹ (گلدبرگ، ۱۹۸۹)، داویس^{۱۰} (داویس، ۱۹۹۱) دیده می‌شوند. به خاطر اینکه GA پیشنهادی از کدگذاری ژنتیک گروه‌بندی معرفی شده توسط فالکنوئر^{۱۱} استفاده می‌کند، به صورت یک الگوریتم ژنتیک گروه‌بندی (GGA)^{۱۲} بیان می‌شود (فالکنوئر، ۱۹۹۸).

-
1. Ant Colony System
 2. Tabu Search
 3. Psaraftis
 4. Genreau & Patvin
 5. Savelsbergh & Sol
 6. Ghiani
 7. Pankratz
 8. Holland
 9. Goldberg
 10. Davis
 11. Falkenauer
 12. Grouping Genetic Algorithm

کدگذاری ژنتیکی گروهی: شیوه کدگذاری دستی راهکارهای مسأله، برای موفقیت هر GA حائز اهمیت است. در این کدگذاری یک بازنمایی می‌تواند انتخاب شود که یک جواب را به عنوان جایگشت تمامی درخواست‌ها کدگذاری کند. در سطح فنوتیپ، یک کروموزوم از این نوع می‌تواند با یک روشی که یک راهکار را با مدنظر قرار دادن درخواست به ترتیب مشخص شده با جایگشت ارائه کند، رمزگشایی شود. کاربردهای VRP و VRPTW^۱ برای مثال توسط کپفر^۲ و بلانتن^۳ و وینورایت^۴ به ترتیب گزارش شده‌اند (کپفر و همکاران، ۱۹۹۴) و (بلانتن و وینورایت، ۱۹۹۳). با وجود این، این بازنمایی معایب مهمی بویژه برای مسائلی با مؤلفه گروه‌بندی قوی دارد (فالکنوئر، ۱۹۹۸). با توجه به این معایب، یک روش متفاوت برای کدگذاری روش‌های PDPTW^۵ در اینجا انتخاب شده است. در این بازنمایی، هر ژن، گروهی از اهداف را به جای یک هدف نشان می‌دهد. هر ژن در یک کروموزوم، یک دسته از تمامی درخواست‌هایی که به یک وسیله نقلیه تخصیص داده می‌شود را نشان می‌دهد.

با بازنمایی تقسیم‌بندی تمامی درخواست‌های حمل و نقل، کروموزوم تحت این کدگذاری تنها جنبه گروهی جواب PDPTW را پوشش می‌دهد. در نتیجه، جنبه مسیریابی دیگر یک جواب، باید حین رمزگشایی کروموزوم افزوده شود. برای اهداف روش پیشنهادی، یک روش درجی ارائه شده توسط Jaw انتخاب شده است (جو و همکاران، ۱۹۸۶). این رویکرد به دلیل، درجه بالای آزادی به هنگام درج یک درخواست جالب توجه به نظر می‌رسد.

آرایش GGA: ساختار جستجوی کلی پیشنهادی GGA به صورت زیر معرفی

می‌شود:

-
1. Vehicle Routing Problem With Time Window
 2. Kopfer
 3. Blanton
 4. Wainwright
 5. Pickup Delivery Problem Time Windows
 6. Jaw et al

Input: parameters n^{pop} , p^{cross} , p^{mut}

begin

initialize a population P of size n^{pop} ;

while not (termination criterion is met)

select a pair of individuals x , y from P as parents with regard to their fitness value;

generate two children x' , y' applying the crossover operator to x and y with probability p^{cross} ;

generate two modified children x'' , y'' applying the mutation operator to x' and y' , respectively, with probability p^{mut} ;

insert x'' and y'' into P and in turn remove the two worst individuals from P ;

return best individual from P as solution.

end

شبهه کد الگوریتم ژنتیک

عامل تقاطع برای GGA پیشنهادی، اتخاذ یک طرح تقاطع گروهی ارائه شده در روش فاکنوئر می‌باشد (فالکنوئر، ۱۹۹۸) و ۵ مرحله دارد.

۱- تعیین یک بخش تلاقی یعنی بخش منسجمی از دسته‌ها با انتخاب تصادفی دو نقطه تلاقی در هر یک از دو کروموزوم والد.

۲- درج کردن دسته‌ها^۱ در یک مقطعی از والد دوم در نقطه تلاقی اول در کروموزوم والد اول.

۳- برای جلوگیری از ظاهر شدن درخواست‌های تکراری، تمامی دسته‌های متعلق به والد اول را که به یک وسیله نقلیه اشاره دارند و همواره به هر کدام از دسته‌های تازه درج شده، اختصاص می‌یابد، حذف می‌شوند. بعد از این مرحله، برخی از درخواست‌ها ممکن است بدون تخصیص قرار گیرند.

۴- درخواست‌های تخصیص نیافته به ترتیب تصادفی در فرد با کاربرد روش درج مجدداً اضافه می‌شوند. در نتیجه این مرحله، یک فرزند کامل به دست می‌آید.

۵- دومین فرزند با تکرار مراحل ۲ تا ۴ با نقش‌های حفظ شده والدین ایجاد می‌شود.

عملگر جهش گروهی برای PDPTW به صورت زیر کار می‌کند:

۱- یک دسته به طور تصادفی در فرد انتخاب می‌شود.

۲- این دسته از کروموزوم حذف شده و مسیر مربوط از فنوتیپ حذف می‌شود.

۳- تمامی درخواست‌های حذف شده به وسیله روش درجی با اختصاص یک وسیله نقلیه جدید در صورت ضرورت حفظ امکان پذیری، دوباره وارد فرد می‌شوند.

ابزار و روش:

گنجانند GGA در محیط شبیه‌سازی پویا

به منظور حل DPDPTW (پویا)، GGA پیشنهادی برای حل PDPTW در چهارچوب شبیه‌سازی حوزه حرکت گنجانده می‌شود. این بخش، توصیفی از محیط برنامه‌ریزی پویا را ارائه می‌کند.
بررسی چهارچوب حوزه حرکت

مسیر رویکرد شبیه‌سازی حوزه حرکت می‌تواند به صورت زیر ترسیم شود. این کار را با شبیه‌سازی محیط پویا انجام می‌دهیم. در ابتدا، افراد جمعیت اولیه با مدنظر قرار دادن تمامی درخواست‌ها ایجاد می‌شوند که از قبل معلوم هستند. سپس GGA برای جمعیت اولیه به کار برده می‌شود. بعد از اینکه جستجو پایان یافت، بهترین جواب پیدا می‌شود و این جواب تا زمانیکه درخواست‌های جدیدی ظاهر شوند مبنای رویکرد اجرایی را تشکیل می‌دهد. هر بار یک درخواست جدید وارد می‌شود، یک تصویر لحظه‌ای از رویکرد حمل و نقل فیزیکی به منظور تعیین حالت فعلی گرفته می‌شود. بنابراین یک جمعیت جدید با همزمان‌سازی و به روزرسانی افراد در جمعیت برای بازتاب وضعیت جدید ایجاد می‌شود. ایده اصلی، حفظ جواب‌های ایجاد شده می‌باشد، که افراد در جمعیت تا کنون به وجود آورده‌اند. در نهایت، GGA با تطبیق دادن جمعیت جدید با جمعیت اولیه مجدداً راه‌اندازی می‌شود. فرآیند گرفتن تصویر لحظه‌ای و همزمان‌سازی در روش پیشنهادی نقش مهمی را ایفا می‌کند. بخش‌های زیر، به طور دقیق به این مراحل می‌پردازند.

گرفتن تصویر لحظه‌ای

t را زمان بروز درخواست‌های جدید می‌گیریم. سپس یک تصویر لحظه‌ای از سیستم اجرا بر اساس روش چهار مرحله‌ای زیر تهیه می‌شود:
۱- یک نسخه از بهترین فرد جاری جمعیت را که تاکنون مشخص شده است، ایجاد کنید.

۲- موقعیت مسیر تمامی گره‌ها را تثبیت کنید که قبلاً در زمان t به کار گرفته شده‌اند. یک گره در یک مسیر در زمان t حفظ می‌شود اگر وسیله نقلیه‌ای که برای مسیر به کار می‌رود قبلاً این گره را بازدید کرده باشد یا قبلاً گره قبلی آن را در زمان t ترک کرده باشد.

۳- تخصیص وسیله نقلیه تمامی درخواست‌های فعال و پایان یافته را در کپی جواب‌ها تثبیت کنید که قبلاً در زمان t پایان می‌یابد. اگر هر دو محل برداشتن و محل تحویل در زمان t مشخص شود در حالی که t فعال خوانده می‌شود، گره جمع‌آوری آن مشخص می‌شود اما گره تحویل آن در زمان مشخص نیست.

۴- تمامی درخواست‌ها را از جواب کپی شده حذف کنید که هنوز برای برنامه‌ریزی در زمان t آزاد می‌باشند یعنی اینکه نه تمام شده‌اند و نه در آن زمان فعال هستند. این درخواست‌ها کاملاً در زمان t ، قابل عرضه خوانده می‌شوند.

اگر در یک مسیر، دیگر هیچ درخواستی بعد از این مرحله نداشته باشد، گروه مربوط را در فرد کپی شده حذف کنید و وسیله نقلیه مربوط را رها کنید.

همزمان‌سازی و به روز رسانی

به هنگام همزمان‌سازی افراد، هدف تطبیق دادن تمامی افراد در جمعیت می‌باشد که در ۶ مرحله به صورت زیر ادامه می‌یابد.

- ۱- یک کپی از پیکره جواب ایجاد شده در رویکرد تصویر لحظه‌ای (T) ایجاد کنید.
- ۲- اولین مسیر همزمان‌سازی شده توسط فرد I انتخاب کنید.
- ۳- تمامی مسیرها را از پیکره T که حداقل یک درخواست معین مشترک از مسیر جاری I دارند انتخاب کنید.
- ۴- درخواست‌های قابل مصرفی که در مرحله ۳ با کاربرد روش درجی توصیف شده در بالا انتخاب شده‌اند را از مسیر جاری I به مسیرهای T وارد کنید.
- ۵- مراحل ۳ و ۴ را تا جاییکه تمامی مسیرهای I به کار گرفته شوند تکرار کنید. بعد از آن، تعدادی از درخواست‌هایی که به طور کامل قابل مصرف هستند، می‌توانند

بدون تخصیص باقی بمانند زیرا آنها نمی‌توانند به طور عملی در مرحله ۴ وارد شوند.

۶- سعی کنید درخواست‌های تخصیص نیافته را بدون توجه به وقوع درخواست‌های مشترک، وارد مسیرهای T کنید. این نیازمند تخصیص یک وسیله نقلیه اضافی برای ایجاد امکانپذیری می‌باشد. در نتیجه یک فردی به دست می‌آید که از یک سو کاملاً با وضعیت جاری اجرا سازگار است و از سوی دیگر، تشابهاتی با فرد قبلی دارد.

نتایج محاسباتی

این بخش، نتایج روش پیشنهادی برای تعدادی از نمونه‌های مقیاسی در مقایسه با دو روش رقابتی را ارائه می‌کند. ابتدا، مجموعه داده‌های مقیاسی توصیف می‌شوند، سپس نتایج عددی مورد بحث قرار می‌گیرد (پانکراتز، ۲۰۰۵) و (هانشر، ۲۰۰۷).

مجموعه داده‌های مقیاسی

از آنجاییکه هیچ مجموعه داده مقیاسی در مطالب DPDPTW وجود ندارد، به طور کل تعداد ۵۶۰۰ نمونه متفاوت DPDPTW ایجاد شده است. این نمونه از ۵۶ نمونه PDPTW ارائه شده توسط لیم^۱ و لی^۲ به دست آمده‌اند (لی و لیم، ۲۰۰۱). طبق طبقه‌بندی سولومون، لی و لیم، نمونه‌ها به ۶ دسته طبقه‌بندی شده‌اند که به صورت Lc1، Lc2، LR1، LRC1، LR2، LRC2 و توزیع فضایی مربوط گره‌ها و طول حوزه زمان‌بندی را نشان می‌دهند. نمونه‌ها در Lc1، LR1 و LRC1 افق زمان‌بندی کوتاه دارند در نمونه‌های رده‌های Lc2، LR2 و LRC2، افق بلندتر است.

نمونه‌های DPDPTW ایجاد شده، به دو مجموعه با خواص پویای متفاوت تقسیم می‌شوند. اولین مجموعه داده (P1) شامل نمونه‌های مسأله با درجات فوریت متفاوت است. قبل از ایجاد این نمونه‌ها، برای هر درخواست t ، آخرین زمان ورودی احتمالی t_r^{latest} مشخص است. $t_r^{close}(U_r^+)$ و $t_r^{close}(U_r^-)$ را زمان‌های مقرر جمع‌آوری

1. Lim

2. Li

و زمان تحویل Γ به ترتیب می‌گیریم، $t^{serve}(U)$ طول سرویس در یک محل مشخص U و U^{home} ، محل خانه وسایل نقلیه و $t(u, U)$ ، زمان لازم برای سفر بین محل‌های u و U می‌باشد. پس t_r^{latest} به صورت:

$$t_r^{latest} := \min\{t^{close}(U_r^+), t^{close}(U_r^-) - t(U_r^+, U_r^-) - t^{serve}(U_r^+)\} - t(U^{home}, U_r^+),$$

تعریف می‌شود که آخرین زمانی است که یک وسیله نقلیه باید از محل استقرار خود برای رسیدن به هر دو محل جمع‌آوری و تحویل درخواست بموقع عزیمت کند. بعدها، به هر درخواست یک زمان $t = a \cdot t_r^{latest}$ با a متغیر از $0/1$ تا 1 در مراحل $0/1$ داده می‌شود.

مقایسه با P1، دومین مجموعه داده (P2) متشکل از نمونه‌هایی با درجات متغیری از اطلاعات معلوم می‌باشد. آنها با افزایش بخش q درخواست‌های مشخص از قبل مرحله به مرحله با $0/1$ با q متغیر از $0/1$ تا $0/9$ ایجاد شده‌اند. در ادامه این درخواست‌ها بعنوان درخواست‌های ایستا خوانده می‌شوند. در حالیکه تمامی درخواست‌های دیگر پویا خوانده می‌شوند. تمامی درخواست‌های ایستا که به طور تصادفی از کل مجموعه درخواست‌های نمونه ایستای مربوط انتخاب شده‌اند در زمان $t_r = 0$ دریافت شده‌اند. درخواست‌های پویا، بیشترین درجه محتمل فوریت را با انتخاب زمان دارند که برابر آخرین زمان ورود احتمالی $t_r = t_r^{latest}$ می‌باشد. به جهت کاهش ریسک انحراف اتفافی به هنگام انتخاب درخواست‌های ایستا از هر نمونه استاتیک، ده نمونه پویا برای یک کمیت مشخص از q ایجاد شده است. طبق این طرح، تعداد کل 5040 نمونه برای مجموعه نمونه P2 ایجاد شده‌اند.

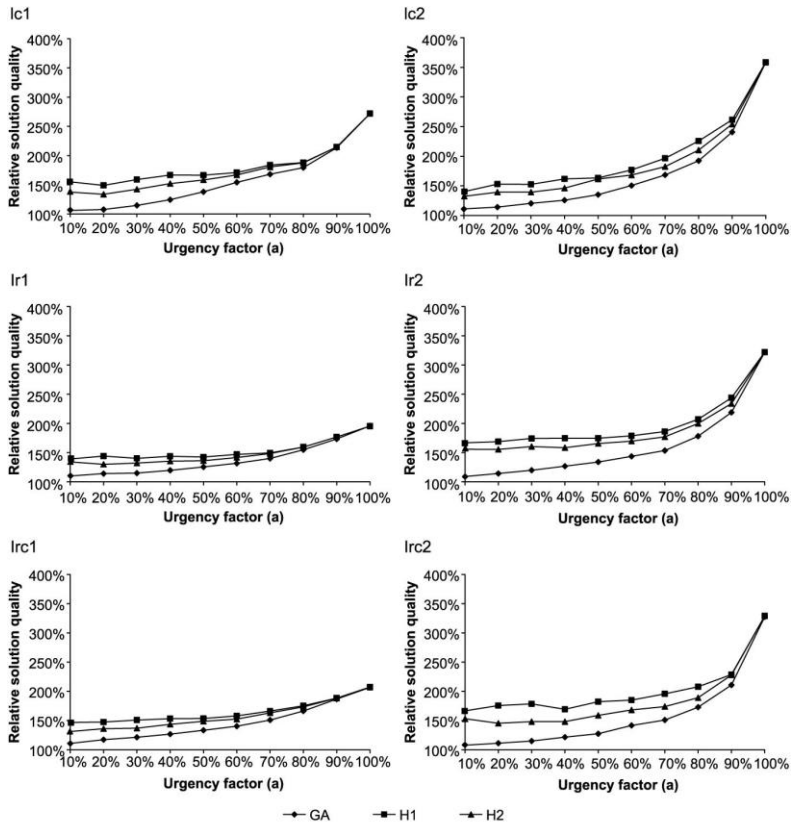
نتایج عددی

تنظیمات پارامتری GGA که در تعداد کمی از آزمایش‌های اولیه مشخص شده‌اند در جدول (۱) نشان داده شده است. به منظور برآورد کیفیت روش GA محور، نتایج به دست آمده توسط دو نوع روش درج توصیفی به عنوان استاندارد مقایسه به کار

برده شده‌اند. روش اول در ادامه با H1 نشان داده می‌شود که هر درخواست جدید را بلافاصله بعد از ورودش بدون تغییر اساسی مسیرهای طرح قبلی وارد و اصلاحات طرح انجام گرفته توسط این روش به صورت نمایی مشخص می‌شود. برای هر نمونه از مجموعه داده P2، جواب با درج تمام درخواست‌های جاری به ترتیب کمیت‌های صعودی t_r^{latest} با شروع از طرح خالی ایجاد می‌شود. در عوض روش دوم که به صورت H2 نشان داده می‌شود، اصلاح طرح کلی را که هر بار به درخواست‌های جدیدی منتهی می‌شود، انجام می‌دهد. تمامی الگوریتم‌ها در نرم افزار متلب اجرا شده‌اند. نتایج روش GA محور با یک دوره در هر نمونه به دست آمدند (پانکراتز، ۲۰۰۵) و (هانشر، ۲۰۰۷).

جدول (۱) - کمیت‌های پارامتر GGA

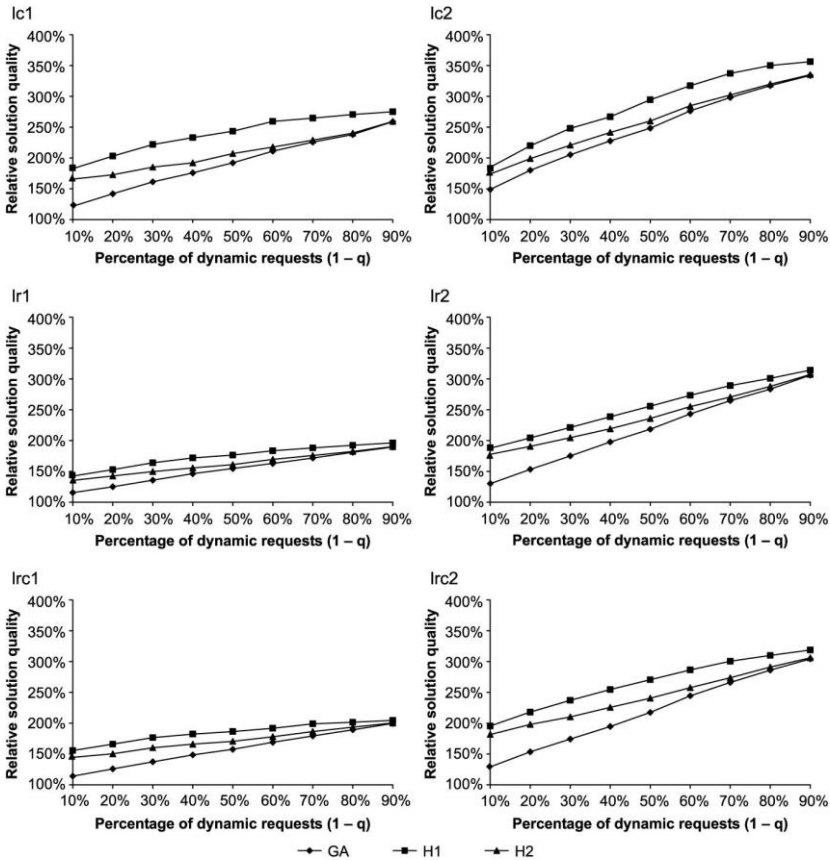
نماد	والد	توصیف
n^{pop}	۱۵۰	بیشترین مقدار جمعیت
p^{cross}	۱	تقاطع احتمالی
p^{mut}	۰/۵	جهش احتمالی
n^{max}	۱۵۰۰	بیشترین تعداد از افراد
n^{max}	۵۰۰	بیشترین تعداد از افراد بدون بهبود
n		



شکل (۲). نتایج داده‌های P1 طبقه‌بندی شده بر اساس رده مسأله

● روش GA محور، نتایج خوبی حتی تحت شرایط بسیار پویا فراهم می‌کند. در مورد مجموعه داده P1، حتی برای درجات بسیار بالایی از فوریت $a = 0/9$ ، روش GA محور به طور میانگین، نتایجی ارائه می‌کند که ۵ درصد بهتر از H1 و ۴ درصد بهتر از H2 است. طبق شرایط مجموعه داده P2، روش GA محور ۴ درصد بهتر از H1 عمل می‌کند وقتی سهم درخواست‌های پویا ۹۰ درصد است. با این حال، در مقایسه با H2 مزیت روش GA محور به زیر ۲ درصد می‌رسد وقتی سهم درخواست‌های پویا به ۸۰ درصد می‌رسد.

● در مقایسه H1 با H2، H2 به نظر می‌رسد در اکثر اجراها، غالب است (یانگ و همکاران^۱، ۲۰۰۴). جالب توجه این است که H2 تنها اندکی بهتر از H1 در مورد مجموعه داده P1 عمل می‌کند در حالیکه برای مجموعه داده P2، آن بسیار بهتر از H1 عمل می‌کند. بطور وضوح H2 می‌تواند بخاطر درجه آزادی بالایش بویژه وقتی مجموعه‌ای از درخواست‌های جاری، فرصت‌های بهینه‌سازی را فراهم می‌کند، مفید باشد.



شکل (۳). نتایج داده‌های P2 طبقه‌بندی شده بر اساس رده مسأله

- در مورد P1، منحنی‌ها در ابتدا مسطح و هموار بوده است و به سرعت وقتی درجه فوریت بالاتر از ۷۰ درجه می‌شود صعود می‌کند در حالیکه در مورد مجموعه داده P2، کل طول مسیر تقریباً به طور خطی، با افزایش سهم درخواست‌های پویا افزایش می‌یابد.
- به هنگام آنالیز اثر توزیع فضایی درخواست‌ها، به نظر می‌رسد که اگر افق زمان‌بندی کوتاه باشد، نمونه‌های حاوی درخواست‌های دسته‌بندی شده اندکی نسبت به نمونه‌هایی که در آنها درخواست‌ها حداقل به طور نسبی توزیع تصادفی دارند، دشوارتر می‌باشند. در مورد P1، روش GA محور به جواب‌های بهتری برای رده مسأله LR2 و LRC2 نسبت به رده LC2 می‌رسد، اگر درجه فوریت بالاتر از ۵۰ درصد باشد. کمتر از این مقدار، روش GA محور تقریباً بطور مشابه برای تمامی سه مسأله، LC2، LR2 و LRC2 عمل می‌کند. در مقایسه با روش GA محور، برای LR2 و LRC2، هر دو H1 و H2 به نتایج با کیفیت پایین‌تر از LC2 می‌رسند اگر فاکتور فوریت کمتر از ۵۰ درصد باشد. تا این کمیت، کیفیت جواب هر دو H1 و H2 تقریباً مستقل از درجه فوریت می‌شود. با این حال، بالاتر از این آستانه، منحنی‌های مربوط کندتر از LC2 صعود می‌کنند.

مسأله مسیریابی وسیله نقلیه استاتیک

DVRP می‌تواند به شیوه‌های مختلف بیان شود که به مسأله واقعی مربوط بستگی دارد. این تحقیق از یک مدل DVRP پیشنهادی توسط مونتئمانی استفاده می‌کند (مونتئمانی و همکاران، ۲۰۰۵). VRP می‌تواند از لحاظ ریاضی با استفاده از گراف غیرجهت‌دار $G = (V, E)$ مدلسازی شود که در آن $V = \{U_0, U_1, \dots, U_n\}$ مجموعه گره‌ها و $E = \{(U_i, U_j) \mid U_i, U_j \in V, i < j\}$ مجموعه یال است، مجموعه از m وسیله نقلیه مشابه هر کدام با ظرفیت Q از یک انبار منشأ گرفته با رأس U_0 نشان داده می‌شود و باید تمامی مشتریان نشان داده شده با مجموعه n رأس را سرویس دهد.

مسأله مسیریابی وسیله نقلیه پویا

در این‌جا مدل DVRP پیشنهادی توسط مونت‌مانی و همکاران (۲۰۰۵) را مورد بررسی قرار می‌دهیم که DVRP را بسطی بر VRP استاندارد با تجزیه DVRP به عنوان توالی از VRP‌های ایستا و سپس حل آنها با یک سیستم کلونی مورچه می‌گیریم (مونت‌مانی و همکاران، ۲۰۰۵).

سیستم GA محور برای DVRP

الگوریتم‌های ژنتیک، از زمان معرفی‌شان توسط هلند (۱۹۹۲) در کاربردهای متعددی از مسائل بهینه‌سازی رواج یافته‌اند. اگر فردی بخواهد GA را به یک مسأله خاص به کار ببرد، باید مسأله را به بازنمایی ژنتیک یا کروموزوم ترجمه کند که می‌تواند با عملگرهای ژنتیک (تقاطع و جهش) اصلاح شود. جزئیات سیستم ^۱DVRP-GA بر اساس روش GA برای DVRP در اینجا ارائه می‌شود. سیستم DVRP-GA متشکل از دو مؤلفه اصلی است:

- زمان‌بندی‌کننده رویداد: تعیین مشتریان خاص به وسایل نقلیه، استقرار وسایل نقلیه جدید یا اعلام به آنها برای بازگشت به انبار را انجام می‌دهد.
- مرحله بهینه‌سازی ژنتیک: بهینه‌سازی نمونه‌های VRP ایستا را با استفاده از روش GA انجام می‌دهد. مرحله فوق توسط زمان‌بندی رویداد فراخوانده می‌شود و باید در مدت زمان کارآمدی اجرا شود.

بازنمایی کروموزوم و ایجاد جمعیت اولیه

بازنمایی کروموزومی ما متشکل از دو نوع گره است: یک گره نشان‌دهنده یک مشتری و یک گره نشان‌دهنده گروهی از مشتریان دسته‌بندی شده که قبلاً به یک وسیله نقلیه فرستاده شده‌اند. بنابراین کروموزوم متشکل از اعداد صحیحی است که در آن، مشتریان جدید به طور مستقیم بر روی یک کروموزوم با عدد شاخص مثبت مربوط نشان داده شده‌اند و هر مشتری فرستاده شده به طور غیرمستقیم در یکی از گروه‌های نشان داده شده با عدد صحیح منفی که وسیله نقلیه مستقر شده مشخص را نشان می‌دهد. وقتی کروموزوم، رمزگشایی می‌شود، مشتریان جدیدی می‌توانند به این وسایل

1. Dynamic Vehicle Routing Problem- Genetic Algorithm

نقلیه از قبل موجود اضافه شوند اگر آنها ظرفیت پاسخ به درخواست‌های مشتریان جدید را داشته باشند.

ساختار روش و مسیریابی

کدگذاری کروموزوم، ترتیبی را ارائه می‌کند که با آن ترتیب، مشتریان ملاقات می‌شوند. با این حال، این کار به طور صریح نحوه تقسیم‌بندی مشتریان به m مسیر با وسایل نقلیه مربوطه‌شان را نشان نمی‌دهد زیرا هیچ مرز مشخصی برای نشان دادن پایان بازنمایی کروموزومی به کار برده نمی‌شود.

ارزیابی برازندگی

کل فاصله/هزینه حرکت یک توپولوژی شبکه، کمیت شایستگی خوانده می‌شود یعنی X مجزایی به یک کمیت شایستگی $F_{DVRP}(x)$ بر اساس رابطه ۱-۱ تخصیص می‌یابد، که R_i مجموعه مسیرهاست.

$$F_{DVRP}(x) = \sum_{i=1}^m Cost(R_i) \quad (1-1)$$

تقاطع

در این مسأله از عملگر تقاطع خاصی استفاده می‌کنیم که زمان‌بندی‌های مسیر احتمالی را ایجاد می‌کند. یک نمونه از روش کاربردی توسط تقاطع پیشنهادی یعنی تقاطع مسیر با بهترین هزینه (BCRC) است. بر این اساس، دو والد P_1 و P_2 از جمعیت انتخاب می‌شود. یک مسیر از هر کروموزوم والد به طور تصادفی انتخاب شده و درخواست‌های مشتری موجود در هر مسیر از والد دیگر حذف می‌شوند

جهش

از عملگر وارونگی استفاده می‌کنیم، از این لحاظ که دو نقطه برش در طول کروموزوم ایجاد می‌شود (میچل^۱، ۱۹۹۶) و سپس عنصر بین این دو نقطه برش را معکوس می‌سازد.

انتخاب

در این‌جا از انتخاب رقابتی^۲ استفاده می‌کنیم (میچل، ۱۹۹۶). مجموعه رقابت به اندازه k بطور تصادفی از جمعیت P بدست می‌آید. ما پارامتر ρ را فشار انتخاب می‌گیریم که می‌تواند نحوه انحراف مکانیزم انتخاب به سمت جواب‌های مناسب را کنترل کند.

مقیاس‌ها و پارامترهای آزمایشی

نتایج آزمایشی ما بر اساس مسائل پیشنهادی کیلیبی (کیلیبی و همکاران، ۱۹۹۸) و ارائه شده توسط مونتی‌مانی است (مونتی‌مانی و همکاران، ۲۰۰۵). آن‌ها از داده‌های مقیاسی VRP موجود از سه منبع VRP متفاوت یعنی تایلارد^۳ (حداقل کردن طول مسیر و تعداد وسیله نقلیه) (تایلارد، ۱۹۹۴)، چریستوفید^۴ (مدت زمان مسأله مسیریابی) (چریستوفید و بسلی^۵، ۱۹۸۴) و فیشر^۶ (مسیریابی وسیله نقلیه) (فیشر، ۱۹۹۵) بدست آمده‌اند. مجموعه داده مقیاسی متشکل از انواع متعددی از نواحی سرویس است که برخی با دسته‌بندی مشتریان و برخی با توزیع یکنواخت مشتریان. جدول (۲) برخی از ویژگی‌های این نمونه‌ها را ارائه می‌کند.

-
1. Mitchell
 2. Tournament Selection
 3. Taillard
 4. Christophides
 5. Beasley
 6. Fisher

جدول (۲) - جزئیات توپولوژی نواحی مختلف سرویس

نوع	مشتریان	پراکندگی
f-series	71-134	بیشترین مشتریان متمرکز حول ناحیه مرکزی با کاهش مشتریان اضافی
Tai-series	75-150	ترکیب دسته‌بندی شده و یکنواخت
c-series	50-199	دسته‌بندی شده و یکنواخت

مونتئ مانی و همکاران^۱ (۲۰۰۵) برخی از پارامترهای مورد بررسی توسط کیلی و همکاران^۲ (۱۹۹۸) را به منظور استانداردسازی مقیاس نشان می‌دهد. بویژه، زمان قطع کردن (T_{co}) و زمان تعهد پیشرفته (T_{ac})، باید مشخص شوند. کیلی نحوه تأثیرگذاری این پارامترها بر فواصل سفر نهایی را مورد مطالعه قرار داده است.

پارامترهای GA

جدول (۳)، پارامترهای DVRP-GA را فهرست می‌کند. از آنجایی که زمان‌های اجرا مدنظر قرار می‌گیرند، GA محدود شده است. بویژه، هر مرحله زمانی، ۳۰ ثانیه زمان پردازش دارد. اگر مرحله زمانی، تعداد مشخص از نسل‌ها را قبل از ۳۰ ثانیه تکمیل نکرده باشد، بهینه‌سازی به تأخیر می‌افتد. در این صورت بهترین جواب مشخص شده را گزارش داده و مرحله زمانی بعدی آغاز می‌شود. تعداد مراحل زمانی یعنی $n_{ts} = 25$ به کار برده شده است. این بیشترین زمان اجرای کل شبیه‌سازی $30 \times 25 = 750$ S / ۵ دقیقه زمان پردازش برای شبیه‌سازی یک روز ۸ ساعته را ارائه می‌کند.

DVRP-GA در مقایسه با الگوریتم سیستم کلونی مورچه

مقایسه کیفیت روش از لحاظ کاهش فواصل و هزینه‌های انتقال، بین سیستم DVRP-GA و ACS مونتئ مانی انجام می‌گیرد (مونتئ مانی و همکاران، ۲۰۰۵). جدول (۴) بهترین جواب و میانگین فواصل DVRP-GA و ACS را در طول ۱۰ دوره نشان می‌دهد (پانکراتز، ۲۰۰۵) و (هانشر، ۲۰۰۷).

1. Montemanni et al ,2005

2. Kilby et al ,1998

جدول (۳) - فهرست پارامترهای DVRP-GA

انواع پارامتر	نماد	محدوده
تعداد اجراها	10	
اندازه جمعیت	400	100-600
انتخاب نوع	تولید	
ظرفیت تولید	800	200-1000
نرخ تقاطع	0.90	0.6-1.0
نرخ جهش	0.15	0.0-0.5
تعداد نخبگان	4 (1%)	1-10
انتخاب نوع	رقابت	
فشار انتخاب	0.8	0.6-1.0
اندازه رقابت	2	2-4
نوع تقاطع	BCRC	
نوع جهش	وارونگی	

جدول (۴) - نتایج عددی DVRP-GA در مقایسه با ACS (مونتیمانی و همکاران، ۲۰۰۵) را نشان می‌دهد. داده‌های پررنگ زمانی را که DVRP-GA به جواب بهتری نسبت به هر سیستمی می‌رسد نشان می‌دهند. بهترین جواب‌ها و میانگین‌ها در طول ۱۰ دوره نشان داده می‌شوند.

جدول (۴)

نمونه	Ant system		DVRP-GA	
	بهترین	میانگین	بهترین	میانگین $>Z-I$
c 100a	973.26	1066.16	961.10	987.59
c 100b	944.23	1023.60	881.92	900.94
c 120	1416.45	1525.15	1303.59	1390.58
c 150	1345.73	1455.50	1348.88	1386.93
c 199	1771.04	1844.82	1654.51	1758.51
c50	631.30	681.86	570.89	593.42

c75	1009.36	1042.39	981.57	1013.45
f 134	15135.51	16083.56	15528.81	15986.84
f71	311.18	358.69	301.79	309.94
tai 100a	2375.92	2428.38	2232.71	2295.61
tai 100b	2283.97	2347.90	2147.70	2215.39
tai 100c	1562.30	1655.91	1541.28	1622.66
tai 100d	2008.13	2060.72	1834.60	1912.43
tai 150a	3644.78	3840.18	3328.85	3501.83
tai 150b	3166.88	3327.47	2933.40	3115.39
tai 150c	2811.48	3016.14	2612.68	2743.55
tai 150d	3058.87	3203.75	2950.61	3045.16
tai75a	1843.08	1945.20	1782.91	1856.66
tai75b	1535.43	1704.06	1464.56	1527.77
tai75c	1574.98	1653.58	1440.54	1501.91
tai75d	1472.35	1529.00	1399.83	1422.27
جمع کل	50876.23	53794.02	49202.82	51088.95
میانگین	2495.1485	2561.62	2412.08	2505.06

جدول (۴) نشان می‌دهد که DVRP-GA از ۲۱ مورد به ۱۹ مورد جواب بهتر در مقایسه با ACS می‌رسد. به طور میانگین DVRP-GA، ۵/۲۶ درصد اصلاح بیش از ACS در طول تمامی نمونه‌های مسأله ایجاد می‌کند. ثانیاً کل هزینه تمامی مسائل با DVRP-GA، ۴۹۲۰۲/۸۲ است. برای دو نمونه‌ای که DVRP-GA نتوانست بهتر از ACS عمل کند، مورد f ۱۳۴ با خطای نسبی ۲/۵ درصد و نمونه C۱۵۰ با خطای نسبی ۲۳ درصد است. کمتر بودن میانگین‌های DVRP-GA نسبت به ACS نشان دهنده این است که GA عملکردی سازگار دارد. به طور کلی، میانگین کیفیت جواب DVRP-GA بهتر از ACS در تمامی ۲۱ نمونه مسأله با کاهش میانگین در هزینه ۷ درصد بوده است. به علاوه ۱۲ مورد از ۲۱ مورد میانگین حاصل از DVRP-GA بهتر از جواب‌های برتر ASC عمل می‌کنند.

جستجوی ممنوعه برای DVRP: مقایسه با سیستم مورچه و DVRP-GA
 جستجوی ممنوعه (TS)، یک روش فرا ابتکاری است که از یک حافظه
 کامپیوتری برای اجتناب از مباحثی مانند کمینه محلی استفاده می‌کند (گلاور، ۱۹۹۰).

جدول (۵) - مقایسه جواب سیستم مورچه، جستجوی ممنوعه و DVRP-GA

نمونه	Ant System		Tabu		DVRP-GA	
	بهترین	میانگین	بهترین	میانگین	بهترین	میانگین
c100a	973.26	1066.16	997.15	1047.6	961.1	987.59
cl00b	944.23	1023.6	891.42	932.14	881.92	900.94
c120	1416.45	1525.15	1331.8	1468.12	1303.59	1390.58
c150	1345.73	1455.5	1318.22	1401.06	1348.88	1386.93
c199	1771.04	1844.82	1750.09	1783.43	1654.51	1758.51
c50	631.3	681.86	603.57	627.9	570.89	593.42
c75	1009.36	1042.39	981.51	1013.82	981.57	1013.45
f134	15135.51	16083.56	15717.9	16582.04	15528.81	15986.84
f71	311.18	358.69	280.23	306.33	301.79	309.94
tai100a	2375.92	2428.38	2208.85	2310.37	2232.71	2295.61
tai100b	2283.97	2347.9	2219.28	2330.52	2147.7	2215.39
tai100c	1562.3	1655.91	1515.1	1604.18	1541.25	1622.66
tai100d	2008.13	2060.72	1881.91	2026.76	1834.6	1912.43
tai150a	3644.78	3840.18	3488.02	3598.69	3328.85	3501.83
tai150b	3166.88	3327.47	3109.23	3215.32	2933.4	3115.39
tai150c	2811.48	3016.14	2666.28	2913.67	2612.68	2743.55
tai150d	3058.87	3203.75	2950.83	3111.43	2950.61	3045.16
tai75a	1843.08	1945.2	1778.52	1883.47	1782.91	1856.66
tai75b	1535.43	1704.06	1461.37	1587.72	1464.56	1527.77

tai75c	1574.98	1653.58	1406.27	1527.8	1440.54	1501.91
tai75d	1472.35	1529	1430.83	1453.56	1399.83	1422.27
جمع	50876.23	53794.02	49988.47	52726.01	49202.82	51088.95
میانگین	2495.1485	2561.62	2449.56	2583.92	2412.08	2505.06

جدول (۵)، مقایسه نتایج بدست آمده با جستجوی ممنوعه در مقایسه با ACS و DVRP-GA را نشان می‌دهد (مونتیماننی و همکاران، ۲۰۰۵). جستجوی ممنوعه ۸ مورد از ۲۱ مورد بهترین جواب‌های جدید را در مقایسه با DVRP-GA مشخص می‌کند که به ۱۲ مورد از ۲۱ مورد جواب جدید رسیده است. به هنگام مقایسه جواب‌های میانگین، می‌توان به این نتیجه رسید که DVRP-GA به بهترین میانگین‌ها در ۱۹ مورد از ۲۱ مورد مسأله در مقایسه با جستجوی ممنوعه رسیده است. با این حال در مقایسه با سیستم کلونی مورچه، TS، به ۲۰ مورد از ۲۱ مورد بهترین میانگین مسأله رسیده است. به طور خلاصه با مد نظر قرار دادن میانگین جواب‌ها، نتیجه می‌گیریم که DVRP-GA به فواصل سفر کوتاه‌تر می‌رسد که بعد از آن جستجوی ممنوعه و سیستم کلونی مورچه به ترتیب قرار دارند.

نتیجه گیری

در این مقاله، ابتدا روش GA محور برای DPDPTW بررسی شد. نتایج آزمایش نشان داده‌اند که روش مورد استفاده می‌تواند، راه کارهای خوبی را در مقایسه با دو روش تطبیقی H1 و H2 پیدا کند. همچنین روش GA به روش‌های خوبی در مقایسه با ACS می‌رسد و بهترین روش‌های جدید برای DVRP ارائه می‌کند. به طور خلاصه با مدنظر قرار دادن میانگین جواب‌ها، نتیجه می‌گیریم که DVRP-GA به فواصل سفر کوتاه‌تر می‌رسد و بعد از آن جستجوی ممنوعه و سیستم کلونی مورچه به ترتیب قرار دارند. کل این یافته‌ها، کاربرد الگوریتم ژنتیک را برای مسائل مسیریابی وسیله نقلیه پویا توجیه می‌کند.

References

- Blanton, J. L., & Wainwright, R.L. (1993), Multiple vehicle routing with time and capacity constraints using Genetic Algorithms in Forrest. Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 452-9.
- Christophides, N., & Beasley, J. (1984), The period routing problem. Networks, 14, 237-256.
- Davis, L. (1991), Handbook of Genetic Algorithms, New York: Van Nostrand Reinhold.
- Falkenauer, E. (1998), Genetic Algorithms and Grouping Problems, Wiley: Chichester.
- Fisher, M. L. (1995), Vehicle routing. Handbooks Oper Res Manage Sci 8.
- Fleischmann, B., Gnutzmann, S., & Sandvob, E. (2004), Dynamic vehicle routing based on online traffic information. Transportation Science, 38(4), 420-433.
- Gendreau, M., & Potvin, J.Y. (1998), Dynamic vehicle routing and dispatching. Translate by: T. G. Crainic, & G. Laporte, Boston: Fleet Management and Logistics, Kluwer.
- Ghiani, G., Guerriero, F., Laporte, G., & Musmanno, R. (2003), Real-time vehicle routing: Solution concepts, algorithms and parallel computing strategies. Research Report, Center of Excellence for High Performance Computing, University of Calabria, Arcavacata di Rende.
- Glover, F. (1990), Tabu search-part II. Orsaj Comput, 2(1), 4-32.
- Goldberg, D.E. (1989), Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley.

- Hanshar F.T., & Ombuki-Berman. B.M. (2007), Dynamic vehicle routing using genetic algorithms. *Appl. Intell.* 27, 89-99.
- Holland, J. H. (1992), *Adaptation in natural and artificial systems* university of michigan press Second Edition. MIT Press.
- Holland, J.H. (1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems-An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.
- Jaw, J.J., Odoni, A.R., Psaraftis, H.N., and Wilson, N.H.M. (1986), A heuristic algorithm for the multi-vehicle advance request dial-a-ride problem with time windows. *Transportation Research*, 20(2), 243-57.
- Kilby P, Prosser P, Shaw, P.(1998), *Dynamic VRPs: a study of scenarios*. Technical Report APES-0-1998, University of Strathclyde.
- Kopfer, H., Pankratz, G., & Erkens, E. (1994), Die entwicklung eines hybriden genetischen algorithmus für das tourenplanungs problem. *OR Spektrum*, 16, 21-32.
- Li, H., & Lim, A. (2001), A metaheuristic for solving the pickup and delivery problem with time windows, in *IEEE Computer Society (Ed.), Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, IEEE Computer Society, Los Alamitos.
- Mitchell, M. (1996), *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press.
- Montemanni, R., Gambardella L. M., Rizzoli A. E., & Donati, A. V. (2005). A new algorithm for a dynamic vehicle routing problem based on Ant colony system. *Jcomb Optim*, 10, 327–343.

- Pankratz, G. (2005), A grouping genetic algorithm for the pickup and delivery problem with time windows. *Operations Research Spectrum*, 27, 21-41.
- Pankratz, G. (2005), Dynamic vehicle routing by means of a genetic algorithm. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* 35(5), 362-383.
- Psaraftis, H.N. (1988), *Dynamic vehicle routing problems*, North-Holland, Amsterdam.
- Savelsbergh, M.W.P., & Sol, M. (1995), The general pickup and delivery problem. *Transportation Science*, 29, 17-29.
- Taillard, E. D. (1994). Parallel iterative search methods for vehicle routing problems. *Networks*, 23(8), 661-673.
- Yang, J., Jaillet, P., & Mahmassani, H.S. (2004), Study of a real-time multi-vehicle truckload pickup-and-delivery problem. *Transportation Science*, , 38(2).