

ارائه الگوریتم جستجوی گرانشی مقید و حل مسائل مسیریابی وسایل نقلیه

سپهر ابراهیمی مود^۱، محمد مسعود جاویدی^{۲*} و محمدرضا خسروی^۳

^۱ بخش علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

^۲ بخش علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید بهمن، کرمان، ایران

^۳ پژوهشکده آماد، دانشگاه عالی دفاع ملی و تحقیقات راهبردی، تهران، ایران

چکیده

امروزه مسائل مسیریابی وسایل نقلیه، یکی از موضوعات پرکاربرد در موضوعات صنعتی، نظامی و حتی امنیتی است و برای افزایش کارایی و بهره‌وری سامانه‌های حمل و نقل تعریف شده است. مسائل مسیریابی وسیله نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان محموله از جمله این مسائل است. این مسأله از نظر پیچیدگی محاسباتی در مجموعه مسائل سخت (NP-hard) قرار می‌گیرد؛ بنابراین محاسبه بهترین پاسخ برای این مسأله، در زمان محاسباتی نمایی انجام خواهد شد و در مسائل اجرایی قابل استفاده نخواهد بود. استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری یکی از روش‌هایی است که بهوسیله آنها می‌توان جواب‌هایی مناسب و در زمان محاسباتی قابل قبول بدست آورد. در روش‌های موجود، قیود موجود در مسأله، با استفاده از روش جرمیه به تابع هدف مسأله اضافه شده و مسأله بهینه‌سازی تک‌هدفه تعریف می‌شود. ضمن این که تعداد بهینه وسایل نقلیه مورد نیاز برای حل مسأله در نظر گرفته نمی‌شود. در این مقاله، الگوریتم جستجوی گرانشی بهبودیافته برای حل مسائل مقید معرفی شده است. همچنین بهمنظور کنترل قابلیت‌های الگوریتم نظیر کاوش و بهره‌وری از یک کنترلر فازی برای تعیین پارامترهای موجود در الگوریتم استفاده شده، سپس، با استفاده از این الگوریتم، روشی برای حل مسأله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان ارائه شده است. با استفاده از این روش، علاوه‌بر محاسبه مسیرهای مناسب برای انجام خدمات، تعداد بهینه وسایل نقلیه برای فرآیند خدماتی نیز تعیین می‌شود. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در این مقاله، روش پیشنهادی شبیه‌سازی شده و روی مجموعه‌داده استانداردی که برای این دسته از مسائل تعریف شده، اجرا شده است. نتایج تجربی و شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش، با وجود سادگی در روش پیاده‌سازی و اجرا، دارای کارایی بهتری نسبت به الگوریتم‌ها و روش‌های بررسی شده است.

واژگان کلیدی: مسیریابی وسایل نقلیه، برداشت و تحويل همزمان، الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم جستجوی گرانشی مقید.

Proposing a Constrained-GSA for the Vehicle Routing Problem

Sepehr Ebrahimi Mood¹, Mohammad Masoud Javidi^{2*} & Mohammad Reza Khosravi³

¹ Department of Computer Science, Yazd University, Yazd, Iran

² Department of Computer Science, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

³ Institute of Logistics for Defense Technology and Passive Defense, University of National Defense and Strategic Research, Tehran, Iran

Abstract

In the past decades, vehicle routing problem (VRP) has gained considerable attention for its applications in industry, military, and transportation applications. Vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery is an extension of the VRP. This problem is an NP-hard problem; hence finding the best solution for this problem which is using exact method, take inappropriate time, and these methods are not useful in real-world applications. Using meta-heuristic algorithms for calculating and computing the solutions for NP-hard problems is a common method to contrast this challenge.

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۲/۱۴ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۲۸ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۱۲/۲۹ • نوع مطالعه: پژوهشی

سال ۱۴۰۰ شماره ۴ پیاپی ۵۰

The objective function defined for this problem, is a constrained objective function. In previous algorithms, the penalty method was used as constraint handling technique to define the objective function. Determining the value of parameters and penalty coefficient is not easy in these methods. Moreover, the optimal number of vehicles was not considered in the previous algorithms. So, the user should guess number of vehicles and compare the result with other values for this variable.

In this paper, a novel objective function is defined to solve the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. This method can find the vehicle routes such that increases the performance of the vehicles and decreases the processes' costs of transportation. in addition, the optimal number of vehicle in this problem can be calculated using this objective function. Finding the best solution for this optimization problems is an NP-hard and meta-heuristic methods can be used to estimate good solutions for this problem.

Then, a constrained version of gravitational search algorithm is proposed. In this method, a fuzzy logic controller is used to calculate the value of the parameters and control the abilities of the algorithm, automatically. Using this controller can balance the exploration and exploitation abilities in the gravitational search algorithm and improve the performance of the algorithm. This new version of gravitational search algorithm is used to find a good solution for the predefined objective function. The proposed method is evaluated on some standard benchmark test functions and problems. The experimental results show that the proposed method outperforms the state-of-the-art methods, despite the simplicity of implementation.

Keywords: Vehicle Routing Problem, Meta-heuristic algorithms, Constrained Gravitational Search Algorithm.

استاندارد مسیریابی وسائل نقلیه و همچنین انواع مختلف این مسئله با شرایط و قیود مختلف در کاربردهای واقعی را بررسی کرده‌اند. مسئله مسیریابی وسائل نقلیه از نظر پیچیدگی محاسبات از دسته مسائل NP-hard محسوب می‌شود [3]; بنابراین حل این مسئله و یافتن بهترین جواب برای این مسئله با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی خطی و مدل‌های تئوری در عمل زمان بر و غیرقابل استفاده است و در مسائل دنیای واقعی قابل استفاده نیست.

پژوهش‌گران برای یافتن جواب در مسائلی که روش‌های دقیق بسیار زمان بر هستند و در عمل یافتن جواب دقیق برای مسئله را در زمان معقول غیرممکن می‌سازد، با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری⁴ تخمین مناسبی برای جواب‌ها پیدا می‌کنند. استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای حل مسئله مسیریابی وسائل نقلیه نیز بسیار رایج است و پژوهش‌گران برای حل این مسئله از روش‌های فراابتکاری استفاده کرده‌اند.

الگوریتم جستجوی گرانشی⁵ یکی از الگوریتم‌های نوین فراابتکاری است که از قوانین جاذبه و حرکت نیوتون الهام گرفته شده است. الگوریتم جستجوی گرانشی که توسط راشدی در سال ۲۰۰۹ تعریف و ارائه شده است [5] شامل تعدادی عامل است که در محیط جواب‌های مسئله پراکنده شدند. هر عامل، یک جواب شدنی برای مسئله است. عوامل دارای وزنی هستند، که کیفیت جواب را نشان می‌دهد. عامل‌ها با

۱- مقدمه

مسیریابی وسیله نقلیه¹ یک نام کلی برای دسته‌ای از مسائل است که در آن‌ها یک ایستگاه² در موقعیتی مشخص شامل تعدادی وسیله نقلیه است. همچنین تعدادی کاربر³ در محیط مسئله تعریف شده است که وسایل نقلیه وظیفه خدمت رسانی به کاربرها را دارند. در بسیاری از این مسائل، این خدمت رسانی شامل جابه‌جایی و رساندن محموله، از ایستگاه ابتدایی به کاربران است. هر وسیله نقلیه قابلیت جابه‌جایی و انتقال تعدادی محموله جهت انجام خدمت‌رسانی به یک یا چند کاربر را دارد. هدف از حل این مسئله یافتن مسیرهایی برای هر کدام از این وسایل نقلیه است، به طوری که در کمترین زمان و با کمترین هزینه ممکن، بیشترین خدمات به وسیله وسایل نقلیه انجام شود. در عین حال محدودیت‌ها و شرایطی که در مسئله وجود دارد رعایت شود.

مسئله مسیریابی وسائل نقلیه به صورت دقیق در [1] توسط کریستفیدز تعریف شده است. در این مقاله، مسئله شامل یک ایستگاه مشخص و ثابت، مجموعه وسایل نقلیه ثابت و یکسان، و مجموعه مشخصی کاربر که در انتظار دریافت محموله از ایستگاه هستند و در محیطی مشخص و از پیش تعریف شده قرار گرفته‌اند، است. اما با توجه به وضعیت‌های مختلف موجود در کاربردهای واقعی، می‌توان شرایط مختلف و قیود متفاوتی را برای این مسئله در نظر گرفت. توث و ویکو در [2]، به صورت دقیق مسئله

⁴ Meta-heuristic algorithms

⁵ Gravitational Search Algorithm (GSA)

¹ Vehicle Routing Problem (VRP)

² depot

³ customer



الهام‌گرفته از علم ستاره‌شناسی و نجوم به فرآیند محاسباتی این الگوریتم اضافه شده است. این عملگر باعث بهبود قابلیت بهره‌وری الگوریتم می‌شود. همچنین در [15] از ایده خوشبندی در الگوریتم جستجوی گرانشی استفاده شده است، که نتیجه آن، کاهش میزان محاسبات مورد نیاز برای یافتن بهترین پاسخ مسئله است. بنابراین این الگوریتم می‌تواند در زمانی کوتاه، جواب‌های مناسب برای مسئله پیدا کند. برخی از پژوهش‌ها و ایده‌های مطرح شده برای بهبود عملکرد الگوریتم جستجوی گرانشی در [16] گردآوری شده است.

در این مقاله، ابتدا الگوریتم جستجوی گرانشی جدید برای مسائل مقید ارائه شده است. در این الگوریتم از روش رتبه‌بندی مقید چندگانه⁷، برای محاسبات روی قیود با دامنه تعریف متفاوت استفاده شده است؛ سپس این روش بررسی قیود⁸ در تعریف الگوریتم جستجوی گرانشی مقید به کار رفته است؛ علاوه براین از یک کنترل فازی برای تعیین مقدار پارامترهای الگوریتم در زمان‌های مختلف اجرای الگوریتم استفاده شده است. قابلیت‌های کاوش و بهره‌وری الگوریتم⁹ به‌وسیله این روش در زمان‌های مختلف اجرای برنامه کنترل می‌شود؛ سپس از این الگوریتم برای حل مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان محموله استفاده شده است. ابتدا مسئله مفروض را با توجه به شرایط و حالات مختلفی که امکان رخدادن آن در فضای واقعی ممکن است، تعریف شده و به صورت برنامه‌ریزی خطی فرموله شده، سپس از الگوریتم جستجوی گرانشی مقید برای یافتن جواب مناسب برای این مسئله استفاده شده است. همچنین، با استفاده از این الگوریتم، تعداد بهینه وسائل نقلیه برای انجام فرآیندهای خدماتی مربوط به کاربران نیاز است، به دست خواهد آمد.

در ادامه این مقاله، بخش‌های مختلف آن بدین صورت سازماندهی شده است. بخش دوم پژوهش‌های پیشین در مورد مسئله را بررسی کرده است. در بخش سوم، تعاریف مقدماتی مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط ارسال و دریافت همزمان محموله بیان شده است. این مسئله و تمام شرایط و قیود مربوطه تعریف و به صورت

جواب‌های بهتر، سنگین‌تر از عواملی هستند که جواب ضعیف‌تری را نشان می‌دهند. با توجه به قانون گرانش نیوتون، عوامل متناسب با جرم خود، به هم‌دیگر نیرو وارد می‌کنند و قانون حرکت نیوتون نیز بیان می‌کند که این نیرو باعث ایجاد حرکت در عوامل می‌شود. عوامل سبک‌تر به سمت عوامل سنگین‌تر که نشان‌دهنده جواب‌های بهتر هستند، حرکت می‌کنند. الگوریتم جستجوی گرانشی یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های فرالیتکاری است و در بسیار از مسائل کاربردی و واقعی نظری شبکه حس‌گر بی‌سیم [6]، شبکه‌های عصبی [7]، پزشکی [8] و پردازش تصویر [10] استفاده شده است. این الگوریتم ویژگی‌ها و قابلیت‌های مختلفی دارد، که با توجه به کاربردهای مختلف از آن‌ها استفاده می‌شود.

پژوهش‌های زیادی برای بهبود عملکرد الگوریتم جستجوی گرانشی انجام شده است. در مقاله [11]، توابع جدیدی برای محاسبه وزن عامل‌ها در الگوریتم جستجوی گرانشی ارائه شده است تا به‌کمک آن‌ها قابلیت‌های کاوش و بهره‌وری الگوریتم، با توجه به روند پیشرفت محاسبات الگوریتم کنترل شود. در این مقاله از توابع جدیدی برای محاسبه جرم عوامل با استفاده از توابع مقیاس‌ساز سیگما¹ و تابع بولتزمن² استفاده شده و نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده بهبود عملکرد این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم جستجوی گرانشی است. در [12] عملگر جدیدی تحت عنوان جهش³ به الگوریتم جستجوی گرانشی اضافه شده است. این عملگر باعث فرار از بهینه محلی در مسائلی که به صورت چندمدى⁴ هستند، می‌شود. پارامترهای موجود در این روش با استفاده از یک کنترل فازی تعیین می‌شود، بنابراین به‌طور کامل مستقل از اطلاعات کاربر و با توجه به فرآیند محاسباتی الگوریتم، از هم‌گرایی زودرس الگوریتم در بهینه محلی⁵ جلوگیری می‌کند. همچنین در [13]، مدل جدیدی از این الگوریتم با نام الگوریتم جستجوی گرانشی کوانتمی تعریف شده که سرعت هم‌گرایی بسیار بالایی دارد؛ علاوه براین در [14] عملگر سیاه‌چاله⁶

¹ Sigma scaling

² Boltzmann

³ mutation

⁴ Multi-modal

⁵ Local optimum

⁶ Black-hole

⁷ Multiple Constraint Ranking (MCR)

⁸ Constraint Handling Technique (CHT)

⁹ Exploration and Exploitation



تعداد بهینه وسایل نقلیه مورد نیاز برای حل مسئله در نظر گرفته نشده است.

یاوا در [18] الگوریتمی برای حل نوع خاصی از مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با مجموعه‌ای از ایستگاه‌ها با استفاده از الگوریتم‌های فرالبتکاری بهبودیافته ارائه داده است. در مسئله تعریف شده در این مقاله، مجموعه‌ایستگاه‌ها از یک تولیدکننده محموله را دریافت می‌کنند و سپس با استفاده از وسایل نقلیه، این محموله‌ها را به کاربران موجود در فضای تعریف شده، می‌رسانند. این الگوریتم برای حالت کلی مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان تعریف نشده است و تنها شرایط خاصی از مسئله را در نظر گرفته و کارایی بالایی در این شرایط دارد.

نویسنده‌گان در [19] مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان را برای وسایل نقلیه با ویژگی‌های متفاوت در نظر گرفته‌اند. در این مقاله از الگوریتم جستجوی تابو برای حل مسئله استفاده شده است. همچنین پارامترهای موجود در مسئله نیز به صورت خودکار تنظیم می‌شود که باعث سادگی در پیاده‌سازی این روش شده است. در این روش هم تعداد بهینه وسایل نقلیه برای حل مسئله در نظر گرفته نشده است. همچنین الگوریتم تکاملی ارائه شده در این مقاله برای مسائل پیچیده که تابع هدف آن به صورت چندمدى خواهد بود، کارایی مناسبی نخواهد داشت.

در [20]، الگوریتم‌های فرالبتکاری و تأثیر این الگوریتم‌ها در حل مسئله مسیریابی وسایل نقلیه به صورت دقیق بررسی و نتایج آن‌ها با هم مقایسه شده‌اند.

۳- مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان

مدل دقیق مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان به صورت زیر تعریف می‌شود [3]. $(V, A) = G$ تعريفی برای یک گراف است که در آن $A = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$ مجموعه رئوس گراف و $V = \{v_0, v_1, v_j | v_i, v_j \in V, i \neq j\}$ مجموعه یال‌های گراف در نظر گرفته می‌شود. متناظر با هر یک از اعضای مجموعه یال‌های A ، یک ماتریس فاصله (d_{ij}) و یک ماتریس زمان سفر (t_{ij}) تعریف می‌شود. رأس v_0 بیان گر مکان ایستگاه در فضای مسئله است که در آن m وسیله n نقلیه متناظر استقرار دارند. سایر رئوس گراف متناظر با n کاربر موجود در مسئله هستند. هر کدام از این کاربرها

مدل ریاضی، با استفاده از برنامه‌ریزی خطی فرموله شده‌اند. در بخش ۴، تعاریف و مباحث مربوط به الگوریتم جستجوی گرانشی مقید که در این مقاله برای حل مسئله از آن استفاده شده است، به صورت دقیق شرح داده شده است. در ادامه و در بخش پنجم، جزئیات مربوط به شبیه‌سازی این الگوریتم روی مجموعه‌داده‌های استاندارد مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین نتایج تجربی حاصل از اجرای این الگوریتم و سایر الگوریتم‌های معتبر مورد تحلیل و بحث قرار گرفته‌اند. درنهایت بخش ششم این مقاله شامل نتیجه‌گیری در مورد روش پیشنهادی این مقاله و آنالیز نتایج به دست آمده از آن است.

۲- پیشنهاد پژوهش

در این بخش، الگوریتم‌های پیشنهادی برای حل مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان ارائه شده‌اند، مورد بررسی قرار گرفته است.

جین و همکاران در [3] با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات^۱ روش جدیدی برای حل حالت خاصی از مسئله مسیریابی وسایل نقلیه، به نام مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان^۲ محموله ارائه کردند. در این مقاله، ابتدا اهداف و شرایط موجود در مسئله بصورت تابع بهینه‌سازی تعریف شده است. سپس، الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات با توجه به شرایط موجود در تعریف مسئله، بهبود یافته و این الگوریتم برای یافتن مسیرهایی که در آن‌ها وسایل نقلیه علاوه بر ارسال محموله به کاربران، از آنها اشیا و محموله‌ای را دریافت می‌کنند و به ایستگاه اولیه باز می‌گردانند، استفاده می‌شود. در این مقاله، تعداد بهینه وسایل نقلیه مورد نیاز در حل مسئله در نظر گرفته نشده است. همچنین از روش جریمه برای تبدیل مسئله بهینه‌سازی مقید به یک مسئله بدون قید استفاده شده است.

همچنین جانتینگ در [17] با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات بهبود یافته، راه حلی برای مسئله مسیریابی وسایل نقلیه تعریف کرده است. او در این مقاله، برای بهبود عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت ذرات، عمل گرهای خودبیادگیر به این الگوریتم اضافه کرده و سپس از این الگوریتم بهبود یافته برای یافتن بهترین جواب‌های مسئله استفاده شده است. در این الگوریتم هم

^۱ Particle Swarm Optimization (PSO)

^۲ Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery (VRSPD)



$$\sum_{i=0}^n \sum_{k=1}^m x_{ijk} = 1, \quad \text{for } 1 \leq j \leq n \quad (2)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{jik} = \sum_{j=1}^{n+1} x_{ijk}, \quad \text{for } 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{0jk} \leq 1, \quad \text{for } 1 \leq k \leq m \quad (4)$$

$$\delta_{ik} + s_i + t_{ij} - \delta_{jk} \leq (1 - x_{ijk})M, \quad \text{for } 0 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n+1, 1 \leq k \leq m \quad (5)$$

$$\delta_{n+1,k} - \delta_{0,k} \leq D, \quad \text{for } 1 \leq k \leq m \quad (6)$$

$$y_{ijk} \leq x_{ijk}Q, \quad \text{for } 0 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n+1, 1 \leq k \leq m \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^n y_{0jk} = \sum_{j=1}^n q_j \sum_{i=0}^n x_{ijk}, \quad \text{for } 1 \leq k \leq m \quad (8)$$

$$\sum_{i=0}^n y_{ijk} + (p_j - q_j) \sum_{i=0}^n x_{ijk} = \sum_{j=1}^{n+1} y_{jik}, \quad \text{for } 1 \leq j \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (9)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \quad \text{for } 0 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n+1, 1 \leq k \leq m \quad (10)$$

$$y_{ijk} \geq 0, \quad \text{for } 0 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n+1, 1 \leq k \leq m \quad (11)$$

$$\delta_{ik} \geq 0, \quad \text{for } 0 \leq i \leq n+1, 1 \leq k \leq m \quad (12)$$

تابع هدف (1) نشان می‌دهد که مدل بالا با هدف کمینه‌کردن هزینه وسائل نقلیه در مسیرها با توجه به هزینه‌های ثابت و متغیر از پیش تعیین شده، تعریف شده است. روابط و فرمول‌های (2) تا (12) قیود و شرایط مسئله را تعیین می‌کند. قید دوم بررسی می‌کند که خدمات مربوط به هر کاربر به‌طور دقیق به وسیله یک وسیله نقلیه انجام شود. قید شماره (3) تضمین می‌کند که هر وسیله نقلیه که به موقعیت یک کاربر وارد شود، از آن خارج شده باشد. همچنین هر وسیله برای سرویس‌دهی در بیشینه یک مسیر انتخاب شود، که این مسیر می‌تواند شامل خدمات مربوط به تعدادی کاربر است (4).

قید شماره (5) در مورد زمان اجرای خدمات مربوط به کاربران است. اگر وسیله نقلیه k ام، خدمات مربوط به کاربر i را بعد از انجام سرویس خدمات کاربر i انجام دهد ($x_{ijk} = 1$), در این صورت زمان شروع خدمات سرویس مربوط به کاربر i ام، مدت زمان اجرای خدمات سرویس این کاربر و همچنین زمان مربوط به جابه‌جایی بین مکان دو کاربر باشد ($\delta_{ik} + s_i + t_{ij} \leq \delta_{jk}$). برای حالتی که خدمات مربوط به کاربر i بعد از

محموله‌ای با مقدار p_i واحد برای برداشت و محموله‌ای با q_i واحد برای تحویل و همچنین s_i واحد زمانی برای پردازش و انجام سرویس در اختیار دارد. هر کدام از وسائل نقلیه دارای یک هزینه ثابت f ، یک هزینه متغیر g برای هر واحد مسافت، ظرفیت Q و محدودیت زمانی خدمات سرویس D است. پاسخ مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحویل همزمان محوله شامل یافتن بیشینه m مسیر مختلف است به‌طوری که شرایط زیر در آن صدق کند:

- پایان و شروع هر مسیر، ایستگاه v_0 باشد؛
- هر کاربر به‌طور دقیق یک بار و به‌وسیله به‌طور دقیق یک وسیله نقلیه ملاقات می‌شود.
- میزان محوله‌ای که به هر وسیله نقلیه تخصیص داده شده، از ظرفیت در نظر گرفته شده برای آن وسیله نقلیه تجاوز نکند؛
- مجموع طول بازه زمانی سرویس خدمات، از محدودیت تعریف شده برای هر وسیله نقلیه تجاوز نکند.
- مجموع هزینه مربوط به خدمات و مسیرها کمینه شود.
- فرمول‌بندی ریاضی مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحویل همزمان که از نوع مسائل جریان در شبکه^۱ است، با توجه به تعاریف و شرایط بیان شده در بالا و با استفاده از برنامه‌ریزی خطی در ادامه ارائه شده است. متغیرهای تصمیم‌گیری موجود در این مسئله به شرح زیر است:

X_{ijk} : متغیر دودویی برای مشخص کردن تردید وسیله نقلیه k ام در مسیری از رأس i به رأس j . اگر وسیله نقلیه یادشده در این مسیر باشد، مقدار این متغیر یک، در این صورت صفر خواهد بود.

y_{ijk} : مقدار محوله موجود در وسیله نقلیه k ام، در مسیر بین رؤس i و j .

δ_{ik} : زمان شروع خدمات سرویس مشتری i ام توسط وسیله نقلیه k ام.

با توجه به تعاریف بالا برای متغیرهای تصمیم‌گیری، تابع هدف^۲ مناسب برای این مسئله به همراه تمام قیود موجود به صورت زیر تعریف می‌شود [3].

$$(1) \quad \min Z = f \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n x_{0jk} + g \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^{n+1} \sum_{k=1}^m d_{ij} x_{ijk}$$

پاسخ مناسب برای این مسئله، جوابی است که تابع بالا را کمینه کرده و همچنین شرایط و قیود زیر در آن صدق کند:

¹ Network flow-based formulation

² Objective function

روش‌هایی که برای حل مسائل بهینه‌سازی مقید استفاده می‌شوند، با کمک تابع جریمه و تعریف تابع هدف جدید، مسئله مقید را به یک مسئله غیرمقید تبدیل کرده، و سپس این مسئله را حل می‌کنند. روابط زیر فرآیند تعریف تابع هدف جدید را در این دسته از روش‌ها نشان می‌دهد [22, 21].

$$F(x) = f(x) + p(x), \quad (17)$$

$$p(x) = \sum_{j=1}^m k_j v_j(x), \quad (18)$$

که در این روابط، $F(x)$ تابع هدف جدید برای مسئله غیرمقید، $f(x)$ تابع هدف برای مسئله مقید، و $p(x)$ تابع جریمه برای جواب x هستند. رابطه (18) تابع جریمه را برای جواب x محاسبه می‌کند. در این رابطه m تعداد قیود مسئله، k_j وزن مربوط به قید j ام و $v_j(x)$ میزان خطای این قید را نشان می‌دهد. در این دسته از روش‌ها برای حل مسئله بهینه‌سازی مقید، چند نقص ذاتی وجود دارد. به عنوان مثال، در مسائل بهینه‌سازی کاربردی، به طور معمول قیود دارای دامنه تعریف گسترده و متفاوتی هستند، که در نتیجه اندازه عدد خطای در قیود متفاوت خواهد بود. از طرفی با توجه به اینکه این مقادیر از پیش تعیین شده نیستند، نرمال‌سازی و مقیاس‌کردن این اعداد امکان‌پذیر نیست. در این صورت، بعضی از قیود تأثیر بسیار زیادی در مقدار تابع هدف دارند؛ در حالی که برخی از قیود به طور کامل بی‌تأثیر هستند؛ علاوه بر این، در این روش‌ها تعداد متغیرها بسیار زیاد است و کاربر پیش از اجرای فرآیند محاسباتی الگوریتم باید مقدار این متغیرها را تعیین کند.

روش‌های رتبه‌بندی [23] برای غلبه بر این نقاط ضعف ارائه شده است. ایده اصلی این روش، رتبه‌بندی جواب‌ها، براساس مقدار تابع هدف و همچنین میزان خطای قیود است. در این الگوریتم، بهمنظور ارزیابی جواب‌ها، رتبه آنها جایگزین مقدار تابع هدف شده است. فرض کنید R_f رتبه جواب‌ها با توجه به مقدار تابع هدف f ، R_ϕ^j نشان‌دهنده رتبه جواب‌ها با توجه به خطای زامین قید و R_N بیان‌گر رتبه جواب با توجه به تعداد قیود F برآورده نشده باشد؛ در این صورت تابع هدف جدید به صورت زیر تعریف می‌شود [23]:

$$F = \begin{cases} R_N + \sum_{j=1}^m R_\phi^j & \text{infeasible solution} \\ R_f + R_N + \sum_{j=1}^m R_\phi^j & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (19)$$

انجام خدمات مربوط به کاربر α انجام نشود، هیچ رابطه‌ای بین زمان شروع سرویس‌ها و مدت زمان فرآیندهای خدماتی برقرار نیست. شرط شماره (6) تضمین می‌کند که مدت زمان اجرای فرآیندهای خدماتی کاربران، به وسیله هر یک از وسایل نقلیه از محدودیت زمانی تعریف شده برای آن وسیله تجاوز نکند.

قیدهای شماره (7) تا (9) هم شرایط مربوط به وزن محموله‌ها و محدودیت وزنی برای وسایل نقلیه را تشریح می‌کنند. شرط شماره (7) تضمین می‌کند که وسایل نقلیه، سرویس خدمات مربوط به یک کاربر را انجام می‌دهند در صورتی که وزن محموله مورد نظر بیشتر از حد از پیش تعیین شده برای وسیله نقلیه نباشد. قید شماره (9) برای تأیید برابری میزان محموله‌های خارج شده از ایستگاه به وسیله یک وسیله نقلیه، با مجموع میزان محموله‌های رسیده به همه کاربران و خدمات انجام شده به وسیله همان وسیله نقلیه، استفاده می‌شود. قید شماره (9) برای بررسی توازن بار محموله‌های موجود در یک وسیله نقلیه، پیش و پس از انجام سرویس خدمات مربوط به یک کاربر است. همچنین قیدهای شماره (10) تا (12) برای تأیید وجود مقدار متغیرهای تصمیم‌گیری در دامنه‌های از پیش تعیین شده استفاده می‌شود.

۴- الگوریتم جستجوی گرانشی مقید

در این بخش روش رتبه‌بندی مقید چندگانه که برای حل مسائل بهینه‌سازی مقید در الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است، تعریف می‌شود؛ سپس از این روش در الگوریتم جستجوی گرانشی استفاده شده است؛ به طوری که جواب بهینه برای مسائل مقید را محاسبه کند. یک مسئله بهینه‌سازی مقید به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{optimize } f(x), \quad (13)$$

به طوری که:

$$g_i(x) \geq 0, i = 1, \dots, m, \quad (14)$$

$$h_j(x) = 0, j = 1, \dots, n, \quad (15)$$

$$l_k \leq x_k \leq u_k, k = 1, \dots, s. \quad (16)$$

در این روابط، $f(x)$ تابع هدف برای مسئله بهینه‌سازی مقید، $(g_i(x))$ و $(h_j(x))$ قیود مسئله هستند. همچنین l_k و u_k نیز کران پایین و بالا برای k امین متغیر بهینه‌سازی در مسئله تعریف می‌کنند.

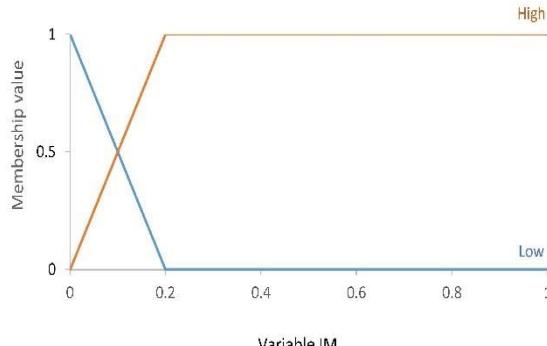
فصلنی



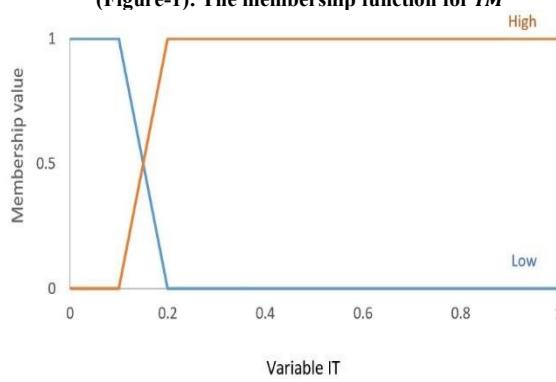
الگوریتم باشد. در تکرار t مقدار این متغیر ورودی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$IT = \frac{t}{MAX_{it}}. \quad (22)$$

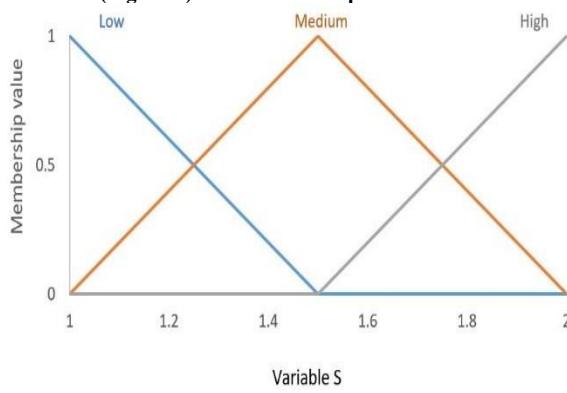
شکل‌های (۱) تا (۳)، مقدارتابع عضویت برای این سه متغیر فازی را نشان می‌دهند.



شکل-۱): تابع عضویت برای متغیر IM
(Figure-1): The membership function for IM



شکل-۲): تابع عضویت برای متغیر IT
(Figure-2): The membership function for IT



شکل-۳): تابع عضویت برای متغیر S
(Figure-3): The membership function for S

با توجه به تعریف تابع عضویت و مقادیر فازی برای این سه متغیر ورودی، کنترلر فازی یادشده دارای $12 = 2 \times 3 \times 2$ قانون دارد. در جدول (۱)، برخی از این قوانین آورده شده است. تعریف این قوانین به گونه‌ای انجام شده است که در حین فرآیند محاسباتی الگوریتم برای پیدا کردن بهترین جواب، قابلیت‌های الگوریتم بهترین تناسب را داشته باشند.

که در آن m برابر با تعداد قیود موجود در مسئله بهینه‌سازی است. حال، می‌توان از تابع هدف تعريف شده، برای محاسبه مقدار جرم در الگوریتم جستجوی گرانشی [4] استفاده کرد؛ بنابراین جرم عامل λ م در زمان t ، $M_i(t)$ ، مطابق با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$M_i(t) = \begin{cases} (2 - S) + \frac{2(S-1)(F_i-1)}{(N-1)(m+1)} & \text{infeasible solutions} \\ (2 - S) + \frac{2(S-1)(F_i-1)}{(N-1)(m+2)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

که در این رابطه F_i مقدار تابع هدف برای جواب λ و متغیر S بیان گر فشار انتخاب است که می‌تواند قابلیت‌های کاوش و بهره‌وری الگوریتم را کنترل کند. مقدار این متغیر در دامنه تعریف (۱,۲) تعریف می‌شود. مقادیر بزرگ و نزدیک به دو برای متغیر S ، باعث ایجاد انحراف معیار زیاد در جرم عوامل می‌شود؛ درنتیجه قدرت بهره‌وری الگوریتم بالا بوده و باعث هم‌گرایی به بهترین جواب فعلی خواهد شد. در مقابل، با درنظر گرفتن مقادیر کوچک برای متغیر S ، انحراف معیار جرم عوامل کاهش یافته و مقادیر آن، با اعدادی نزدیک به هم مقداردهی خواهد شد؛ درنتیجه قدرت کاوش الگوریتم افزایش پیدا خواهد کرد. در این مقاله، برای تعیین مقدار مناسب متغیر S در طول فرآیند محاسباتی الگوریتم، از یک کنترلر فازی استفاده شده است. در این کنترلر، با توجه به نیاز الگوریتم به قابلیت‌های مختلف کاوش و بهره‌وری، مقدار پارامتر در بازه‌های زمانی از پیش تعیین شده، مشخص خواهد شد. کنترلر فازی تعریف شده در این الگوریتم، دارای سه ورودی و یک خروجی است. $IM(t)$ ، میزان پیشرفت الگوریتم در یک بازه زمانی مشخص و از پیش تعیین شده به طول p واحد زمان، IT شمارنده زمان در الگوریتم و $S(t-p)$ مقدار متغیر S در بازه زمانی گذشته ورودی‌های این کنترلر و $S(t)$ خروجی این کنترلر است. فرض کنید t نشان‌دهنده بهترین جواب پیدا شده در لحظه $Best(t)$ باشد. در این صورت مقدار $IM(t)$ توسط رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$IM(t) = 1 - \frac{Best(t)}{Best(t-p)} \quad (21)$$

مقدار این متغیر در بازه $[0,1]$ تعریف می‌شود. مقدار کوچک این متغیر نشان دهنده پیشرفت کم الگوریتم برای پیدا کردن جواب مناسب در p واحد زمانی گذشته است. متغیر IT نشان‌دهنده زمان پیشرفت الگوریتم است. فرض کنید MAX_{it} بیانگر حداقل تعداد تکرارهای

عوامل را به صورت تصادفی در فضای شدنی مسئله پخش کن تا زمان رسیدن به شرط توقف، مراحل زیر را انجام بده
بروزرسانی متغیر ثابت گرانش G
ارزیابی همه عوامل با استفاده از رابطه (۱۹)
محاسبه مقدار متغیر Δ توسط کنترل فازی
محاسبه مقدار جرم عوامل با استفاده از رابطه (۲۰)
بروزرسانی شتاب، سرعت و موقعیت عوامل
بهترین جواب، X را برگردان

(جدول-۱): برخی قوانین فازی برای کنترلر الگوریتم

(Table-1): Some of the fuzzy rules for the FLC

Rule	IM(t)	IT	S($t-p$)	S(t)
1	L	L	L	L
2	L	L	M	L
3	L	L	H	M
4	L	H	L	M
5	L	H	M	H
6	<i>If</i>	L	H	<i>Then</i>
7	H	L	L	L
8	H	L	M	M
9	H	L	H	H
10	H	H	L	L
11	H	H	M	M
12	H	H	H	H

۵- حل مسئله مسیریابی وسایل نقلیه

در این بخش، از الگوریتم جستجوی گرانشی مقید که در بخش قبل معرفی شد، برای حل مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان و کمینه کردن رابطه (۱) با توجه به شرایط و قیود (۲) تا (۱۲) استفاده شده است. ابتدا نحوه نمایش پاسخهای مسئله در الگوریتم بهینه سازی، که یکی از مهم ترین قسمت های مؤثر پیاده سازی به منظور بهبود کارایی روش پیشنهادی است، بررسی خواهد شد؛ سپس پاسخهای به دست آمده از الگوریتم و نحوه رمزگشایی این پاسخها به صورت دقیق بیان می شود.

هر پاسخ الگوریتم جستجوی گرانشی بهبود یافته، شامل دو قسم است. بخشی از پاسخ مربوط به اطلاعات کاربران و بخشی دیگر مربوط به اطلاعات وسایل نقلیه است. در بخشی از پاسخ، اولویت مربوط به کاربران مشخص می شود. n بعد برای این بخش از پاسخ تخصیص داده می شود و در هر بعد، شماره مربوط به یکی از کاربران قرار می گیرد. در این صورت، کاربرانی که اندیس متناظر با آنها عدد کوچکتری است، دارای اولویت بیشتری برای انجام فرآیند خدماتی هستند.

بخش دوم اطلاعات موجود به پاسخها، با توجه به مفهوم موقعیت مسیر^۳ ارائه شده اند. موقعیت مسیر برای هر وسیله نقلیه، مکانی در محدوده فضایی تعريف شده و مشخص شده برای کاربران است که وسیله نقلیه با احتمال بیشتری سرویس خدمات خود را در آن ناحیه انجام می دهد؛ در نتیجه مسیر یک وسیله نقلیه طوری تعیین می شود، که خدمات مربوط به کاربران پیرامون موقعیت مسیر آن وسیله را سرویس دهی کند. شکل (۲)، رابطه شهری بین موقعیت مسیر و مسیر تعیین شده برای هر وسیله نقلیه را نشان می دهد. مکان موقعیت مسیر برای هر وسیله نقلیه، در فضای دو بعدی x و y مشخص می شود. بنابراین فضایی به اندازه $2m$ داده برای مشخص کردن موقعیت مسیر مربوط به m وسیله نقلیه نیاز است.

قوانین این جدول تأثیر زیادی روی کنترل قابلیت های کاوش و بهره وری در الگوریتم ارائه شده دارند. با توجه به قانون دوم در این جدول، اگر در ابتدای اجرای الگوریتم، میزان پیشرفت الگوریتم کم باشد، و مقدار متغیر فشار انتخاب در بازه قبل متوسط باشد، آن گاه کنترلر فازی مقدار این متغیر را کاهش می دهد. کنترلر با اعمال این تغییرات قدرت کاوش الگوریتم را افزایش داده و باعث می شود که الگوریتم در فضای جستجوی مسئله جواب های بهتری را پیدا کند. از طرف دیگر، کم بودن مقدار متغیر IM نشان می دهد که الگوریتم در یک بهینه محلی گرفتار شده است. همان طور که در قبیل نیز اشاره شد، با کاهش مقدار فشار انتخاب، قابلیت کاوش افزایش پیدا خواهد کرد. با توجه به قانون چهارم در این جدول، اگر میزان پیشرفت الگوریتم در مراحل پایانی اجرای آن کم باشد، کنترلر میزان متغیر فشار انتخاب را افزایش می دهد تا قابلیت هم گرایی الگوریتم افزایش پیدا کند و عوامل پیرامون بهترین جواب مسئله را به خوبی جستجو کرده و به بهترین جواب ممکن هم گرا شوند.

در این مقاله ترکیت عطفی متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده است. همچنین از روش مرکز ثقل^۱ در مرحله دیفارازی^۲ برای به دست آوردن مقدار متغیر خروجی استفاده شده است. الگوریتم (۱)، شبکه کد مربوط به فرآیند محاسباتی الگوریتم جستجوی گرانشی مقید را نشان می دهد.

(الگوریتم-۱): شبکه کد مربوط به الگوریتم جستجوی گرانشی مقید

$$f(X), g_i(X), h_j(X), i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n.$$

خروجی: X (بهترین جواب در فضای شدنی مسئله)

³ Route orientation

¹ Center of gravity

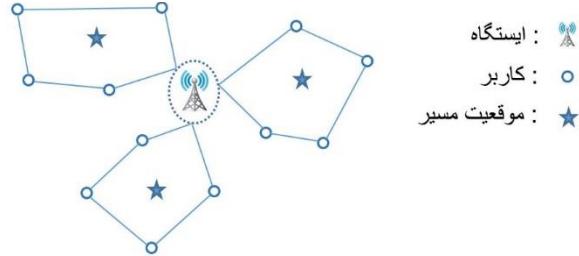
² Defuzzification





وسایل نقلیه ایجاد می‌شود. ماتریس اولویت وسایل نقلیه، با توجه به فاصله اقلیدسی خدمات کاربران موجود، با مکان موقعیت مسیر وسیله نقلیه یادشده محاسبه می‌شود. اولویت انجام سرویس خدمات مربوط به هر مشتری، با وسیله نقلیه‌ای است که نزدیک‌ترین موقعیت مسیر را به این کاربر داشته باشد. هر سطر در این ماتریس، اولویت وسایل نقلیه را برای یک کاربر مشخص، نشان می‌دهد. در مرحله آخر، یک مسیر با توجه به فهرست اولویت کاربران و ماتریس اولویت وسایل نقلیه، تعیین می‌شود. در این مرحله، هر کاربر با توجه به فهرست اولویت کاربران انتخاب شده و به یک وسیله نقلیه با توجه به ماتریس اولویت وسایل نقلیه تخصیص داده می‌شود؛ به طوری که تمام قیود و شرایط موجود برای وسیله نقلیه و تعریف مسئله را رعایت کند. با توجه به این روند رمزنگاری، احتمال وجود پاسخی که در آن، یکی از کاربران به هیچ وسیله نقلیه اختصاص پیدا نکند، وجود دارد. برای حل این موضوع عبارت رگیولاریسیون^۱ به تابع هدف اضافه شده است. بدین معنا که در صورت وجود چنین حالتی، عبارتی با جریمه بسیار بزرگ به شایستگی این عامل اضافه می‌شود. در این صورت، جواب مربوط به این عامل شایستگی بسیار کمی خواهد داشت و الگوریتم از تولید چنین پاسخ‌هایی در مراحل بعدی، جلوگیری به عمل می‌آورد.

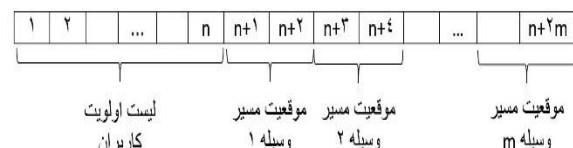
در مسائل مسیریابی وسایل نقلیه، تعداد وسایل نقلیه ثابت و از پیش تعیین شده است. در راه حل‌های مختلفی که برای این مسئله ارائه شده است، از همه وسایل نقلیه برای انجام خدمات کاربران استفاده می‌شود؛ اما چون هر کدام از این وسایل نقلیه هزینه ثابتی دارند، برای کاهش هزینه‌ها بهتر است، تعداد بهینه وسایل نقلیه محاسبه شده، و از همان تعداد وسیله در فرآیند خدماتی کاربران استفاده شود. یکی از قابلیت‌های روش پیشنهادی و نحوه نمایش جواب‌ها، به دست آوردن تعداد بهینه وسایل نقلیه برای انجام خدمات مورد نیاز کاربران است. در این روش و در مرحله مقداردهی اولیه عوامل، پاسخ‌ها با توجه به تعداد وسایل نقلیه از پیش تعیین شده، m ، تولید می‌شوند. در ادامه و پس از رمزگشایی پاسخ‌ها و محاسبه مسیرها و ارائه خدمات به همه کاربران، یکی از وسایل نقلیه که کمترین تعداد سرویس را به مشتریان انجام داده، حذف می‌شود. به عبارت دیگر، دو واحد از حافظه اختصاص داده شده به هر عامل، که معادل با موقعیت



(شکل-۴): رابطه بین مسیرهای وسایل نقلیه و همچنین موقعیت مسیر مربوط به وسایل نقلیه

(Figure-4): The relationship between vehicles and their route orientation

با استفاده از موقعیت مسیر وسیله نقلیه، می‌توان مسیرهای مربوط به هر وسیله نقلیه را مشخص کرد. بعد از مشخص شدن موقعیت مسیر تمام وسایل نقلیه، نزدیکی بین سرویس کاربر مورد نظر از نظر فاصله اقلیدسی، با موقعیت‌های مسیر موجود، می‌تواند معیاری برای تعیین وسیله نقلیه باشد؛ بنابراین، اگر خدمات کاربران، باعث نقض شرایط موجود برای وسیله نقلیه یادشده نشود، به نزدیک‌ترین موقعیت مسیر اختصاص می‌یابد. این روش تخصیص خدمات و تعیین مسیر، باعث کاهش هزینه‌های انجام شده برای خدمات و افزایش کارایی وسایل نقلیه خواهد شد؛ بنابراین، هر پاسخ الگوریتم جستجوی گرانشی بهبودیافته برای مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل هم‌زمان، که در آن n کاربر و m وسیله نقلیه موجود است، $n + 2m$ واحد حافظه نیاز دارد، که هر واحد حافظه یک عدد حقیقی است. در هر پاسخ، اطلاعات موجود برای اولویت کاربران برای پاسخ‌گویی و همچنین موقعیت مسیر مربوط به تمام وسایل نقلیه موجود است. شکل (۵) اطلاعات موجود در یکی از عامل‌های الگوریتم جستجوی گرانشی را که معادل با یک پاسخ برای این مسئله است، نمایش می‌دهد.



لیست اولویت
موقعیت مسیر
کاربران
وسیله ۱

(شکل-۵): اطلاعات موجود در یک عامل الگوریتم بهینه‌سازی
(Figure-5): The information which is coded in each agent

رمزگشایی اطلاعات موجود در عوامل الگوریتم و پاسخ‌های ارائه شده برای این مسئله، در سه مرحله انجام می‌پذیرد. در مرحله نخست، اطلاعات موجود در n واحد نخست حافظه استخراج شده و اولویت مربوط به کاربران تعیین، سپس، با توجه به اطلاعات موجود در $2m$ واحد حافظه باقیمانده، مکان دقیق موقعیت مسیر تمام وسایل نقلیه تعیین شده و به وسیله آن ماتریسی برای اولویت

^۱ Regularization

C-GSA را با بهترین پاسخ محاسبه شده توسط دل آمیکو مقایسه کرده است. در این جدول میانگین مربوط به هزینه همه نمونه‌ها در هر رده ارائه شده است. نتایج این جدول نشان می‌دهد که الگوریتم ارائه شده در این مقاله، کارایی بهتری نسبت به الگوریتم PSO و HLS برای حل مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان، دارد و جواب‌هایی نزدیک به جواب‌های موجود برای دل آمیکو محاسبه کرده است.

داده‌های دلالف [25]، دومین مجموعه داده برای ارزیابی الگوریتم ارائه شده در این مقاله روی مسائل مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان است. این مجموعه شامل چهار مجموعه داده با نام‌های CON8، SCA8، SCA3 و CON3 است که هر مجموعه داده از ده نمونه با پنجاه کاربر تشکیل شده است. در مجموعه داده‌های SCA همه کاربران به صورت تصادفی و یکنواخت در فضای تعریف شده، قرار گرفته‌اند، در حالی‌که، در مجموعه داده‌های CON، نیمی از کاربران به صورت تصادفی و یکنواخت در فضای تعریف شده برای مسئله قرار دارند و نیمه دیگر کاربران در نقاط خاصی از محیط مسئله جایگذاری شده‌اند. پارامترهای موجود در این مسئله نیز مشابه با مقادیر تعریف شده در شبیه‌سازی موجود در مجموعه داده‌های دل آمیکو، مقداردهی شده است.

در جدول (۳)، نتایج مربوط به پیاده‌سازی و اجرای الگوریتم‌های مختلف روی مجموعه داده‌های دلالف قرار داده شده است. داده‌های موجود در این جدول مربوط به میانگین ده نمونه موجود در هر رده است. در این جدول، بهترین پاسخ مربوط به ده تکرار الگوریتم‌های PSO و C-GSA، با نتایج به دست آمده از الگوریتم‌های دلالف [25]، تنگ^۳ [26] و بیانچسی^۴ [27] مقایسه شده است.

(جدول-۳): مقایسه نتیجه الگوریتم‌ها روی داده‌های دلالف

(Table-3): Results of the algorithms on Dethloff data

set	Average total cost					
	Dethloff [25]	Tan kg [26]	Bianchessi [27]	HLS[19]	PSO [3]	C-GSA
SCA3	746.6	674.2	684.6	674.3	675.8	670.8
SCA8	1166.4	1044.4	1035.7	1046.6	1041.8	1044.1
CO N3	597.3	564.2	568.5	580.9	569.6	576.8
CO N8	860.6	774.3	776.4	787.1	798.3	772.8

³ Tang

⁴ Bianchessi

مسیر یک وسیله نقلیه بوده است، حذف می‌شود. حال، مسئله رمزگشایی جواب الگوریتم با $m = 1$ وسیله نقلیه انجام می‌شود. در ادامه، وسیله نقلیه دیگری از مجموعه وسائل نقلیه موجود حذف می‌شود و شدنی بودن پاسخ برای حل این مسئله مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد تا تعداد بهینه وسائل نقلیه محاسبه شود.

۶- بررسی نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، از الگوریتم جستجوی گرانشی مقید برای حل مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان استفاده شده و نتایج شبیه‌سازی آن، با نتایج الگوریتم‌ها و روش‌های معتبر برای حل این نوع مسئله مقایسه شده است. برای این مقایسه، از مجموعه داده‌های استاندارد دل آمیکو^۱ [24] و دلالف^۲ [25] که برای این دسته از مسائل تعریف شده‌اند، استفاده شده است. این شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای Visual Studio 2013 و MATLAB_R2017b سیستمی با مشخصات 12 GB Intel Core i7-6700HQ و RAM پیاده‌سازی شده است.

داده‌های مربوط به دل آمیکو [24] که شامل پنج نمونه رده برای مسئله مسیریابی وسائل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان، اولین مجموعه داده‌های استانداردی که در این مقاله استفاده شده و روش پیشنهادی روی آن شبیه‌سازی شده است. هر رده در این مجموعه داده، شامل نمونه‌هایی با بیست و چهل کاربر است. رده 1 شامل دوازده نمونه و کلاس‌های 2s و 3s شامل هجده نمونه است. پارامترها و متغیرهای این مسئله به صورت زیر مقداردهی شده است. $g = 1$, $f = 0$, $D = \infty$ و تعداد وسائل نقلیه، برابر با تعداد وسائل نقلیه استفاده شده در بهترین پاسخ محاسبه شده است.

(جدول-۲): مقایسه نتیجه الگوریتم‌ها روی داده‌های دل آمیکو

(Table-2): Results of the algorithms on Dell'Amico data

Instance class	Average total cost			
	Dell' Amico et al. [21]	HLS [19]	PSO[3]	MO-GSA
Class 1	522.5	525.1	524.7	523.9
Class 2s	236822.7	236825.9	236826.4	236828.2
Class 2c	341481.2	341878.7	341994.3	341560.8
Class 3s	12082.3	12602.6	12912.3	12210.7
Class 3c	15979.6	15986.2	15984.6	15980.4

جدول (۲)، نتایج مربوط بهترین جواب محاسبه شده در ۱۰ تکرار از الگوریتم‌های PSO [3]، HLS [19] و

¹ Dell'Amico

² Dethloff

عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های بررسی شده برای حل مسئله مسیریابی است.

8- References

۸- مراجع

- [1] N. Christofides, "The vehicle routing problem", *Revue française d'automatique, informatique, recherche opérationnelle*, vol. 10(V1), pp. 55-70, 1976.
- [2] P. Toth, D. Vigo, The vehicle routing problem, SIAM, 2002.
- [3] T.J. Ai, V. Kachitvichyanukul, "A particle swarm optimization for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Computers & Operations Research*, vol. 36(5), pp. 1693-1702, 2009.
- [4] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm", *Information sciences*, vol.179(13), pp. 2232-2248, 2009.
- [5] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, S. Saryazdi, "BGSAs: binary gravitational search algorithm", *Natural Computing*, vol.9(3), pp. 727-74, 2010.
- [6] S.E. Mood, M.M. Javidi, "Energy-efficient clustering method for wireless sensor networks using modified gravitational search algorithm," *Evolving Systems*, pp. 1-13, 2019.
- [7] B. González, P. Melin, F. Valdez, G. Prado-Arechiga, "Ensemble Neural Network Optimization Using a Gravitational Search Algorithm with Interval Type-1 and Type-2 Fuzzy Parameter Adaptation in Pattern Recognition Applications, in: Fuzzy Logic Augmentation of Neural and Optimization Algorithms: Theoretical Aspects and Real Applications, Springer, 2018, pp. 17-27.
- [8] کریمی عباس، حسینی لیلا سادات. الگوریتم بهینه تقسیم‌بندی تصاویر میکروسکوپی خون برای تشخیص سلول‌های لوسی حاد لنفوبلاست با استفاده از الگوریتم FCM و بهینه‌سازی ژنتیک. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۹۷؛ ۱۵ (۲): ۴۵-۵۴.
- [9] A. Karimi , L.S. Hoseini , "An Optimal Algorithm for Dividing Microscopic Images of Blood for the Diagnosis of Acute Pulmonary Lymphoblastic Cell Using the FCM Algorithm and Genetic Optimization", *JSDP*, vol.15 (2),pp. 45-54, 2018. URL: <http://jsdp.rcisp.ac.ir/article-1-567-fa.html>
- [۱۰] واقفی مهسا، جمشیدی فاطمه. انتخاب ویژگی برای تشخیص آریتمی های قلبی با استفاده از بهینه‌سازی

نتایج موجود در این جدول و جدول (۲)، نشان‌دهنده کارایی بالای روش ارائه شده در این مقاله، در مقایسه با سایر روش‌ها و الگوریتم‌های موجود برای مسئله مسیریابی و سایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان است. دلیل این بهبود کارایی و عملکرد، استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی گرانشی مقید است. در این الگوریتم با استفاده از روش رتبه‌بندی قیود چندگانه، تابع هدف مناسب برای مسائل مقید بهدست آمده است. همچنین با استفاده از کنترلر فازی موجود در الگوریتم برای تعیین مقدار پارامترهای موجود در روش پیشنهادی، قابلیت‌های کاوش و بهره‌وری الگوریتم به خوبی کنترل شده است. در ابتدای روند محاسباتی برنامه، عوامل الگوریتم، به خوبی فضای شدنی مسئله را جستجوی می‌کنند و قدرت کاوش برنامه بسیار بالاست. این قابلیت باعث می‌شود تا الگوریتم در بهینه محلی هم‌گرا نشود. هر چه از زمان محاسباتی مسئله می‌گذرد و برنامه به انتهای خود نزدیک می‌شود، قدرت بهره‌وری الگوریتم افزایش می‌یابد. بدین معنا که عوامل جستجوی خود را پیرامون بهترین جواب انجام می‌دهند و این باعث هم‌گرایی بالای الگوریتم می‌شود؛ بنابراین استفاده از این الگوریتم بهینه‌سازی در مسائل کاربردی و پیچیده مانند مسیریابی و سایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان نتایج خوبی را تولید کند.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، الگوریتم جستجوی گرانشی بهبود یافته برای حل مسائل مقید ارائه شده است. در این الگوریتم، از روش رتبه‌بندی مقید چندگانه برای بررسی و رسیدگی به قیود مسئله در تابع هدف استفاده شده است. همچنین از یک کنترلر فازی برای بهدست آوردن مقدار پارامتر الگوریتم، که قابلیت‌های کاوش و بهره‌وری الگوریتم را کنترل می‌کند، استفاده شده است. سپس، این الگوریتم برای حل مسئله مسیریابی و سایل نقلیه با شرایط برداشت و تحويل همزمان محموله استفاده شده است؛ این مسئله یکی از موضوعات پرکاربرد در موضوعات صنعتی، نظامی و حتی امنیتی است و برای افزایش کارایی و بهره‌وری سیستم‌های حمل و نقل تعریف شده است و از جمله مسائل NP-hard شناخته می‌شود که راه حل محاسباتی در زمان اجرایی معقول ندارد. بررسی و مقایسه نتایج شبیه‌سازی شده، نشان می‌دهد که الگوریتم ارائه شده دارای

- [18] B. Yao, B. Yu, P. Hu, J. Gao, M. Zhang, "An improved particle swarm optimization for carton heterogeneous vehicle routing problem with a collection depot", *Annals of Operations Research*, vol.242(2), pp.303-320, 2016.
- [19] M. Avci, S. Topaloglu, "A hybrid metaheuristic algorithm for heterogeneous vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery", *Expert Systems with Applications*, vol.53, pp. 160-17, 2016.
- [20] A. Gupta, S. Saini, "On Solutions to Vehicle Routing Problems Using Swarm Optimization Techniques: A Review , " in: *Advances in Computer and Computational Sciences*, Springer, pp. 345-354, 2017.
- [21] E. Mezura-Montes, "C.A.C. Coello, Constraint-handling in nature-inspired numerical optimization: past, present and future," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol.1(4), pp. 173-194, 2011.
- [22] D. Orvosh, L. Davis, "Using a genetic algorithm to optimize problems with feasibility constraints," in: *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, IEEE, pp. 548-553, 1994.
- [23] R. de Paula Garcia, B.S.L.P. de Lima, A.C. de Castro Lemonge, B.P. Jacob, "A rank-based constraint handling technique for engineering design optimization problems solved by genetic algorithms," *Computers & Structures*, vol. 187, pp. 77-87, 2017.
- [24] M. Dell'Amico, G. Righini, M. Salani, "A branch-and-price approach to the vehicle routing problem with simultaneous distribution and collection," *Transportation science*, vol. 40(2), pp. 235-247, 2006.
- [25] J. Dethloff, "Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up," OR-Spektrum, vol.23(1), pp. 79-96, 2001.
- [26] F.A.T. Montané, R.D. Galvao, "A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service", *Computers & Operations Research*, vol.33(3), pp.595-619, 2006.
- [27] N. Bianchessi, G. Righini, "Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery", *Computers & Operations Research*, vol.34(2) pp.578-594, 2007.
- [28] ازدحام ذرات باینری چند هدفه. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۷۶-۱۶۳: (۲) ۱۸ ; ۱۴۰۰
- [29] M. Vaghefi, F. Jamshidi , "Features selection for cardiac arrhythmia diagnosis using multiple objective binary particle swarm optimization", *JSDP*, vol. 18 (2), pp.163-176, 2021. URL: <http://jsdp.rcisp.ac.ir/article-1-972-fa.html>
- [30] کریمی عباس، حسینی لیلا سادات. الگوریتم بهینه تقسیم‌بندی تصاویر میکروسکوپی خون برای تشخیص سلول‌های لومسی حاد لنفوبلاست با استفاده از الگوریتم FCM و بهینه‌سازی ژنتیک. پردازش علائم و داده‌ها. ۵۴-۴۵: (۲) ۱۵ ; ۱۳۹۷
- [31] A. Karimi, L.S. Hoseini , "An Optimal Algorithm for Dividing Microscopic Images of Blood for the Diagnosis of Acute Pulmonary Lymphoblastic Cell Using the FCM Algorithm and Genetic Optimization", *JSDP*, vol. 15 (2), pp. 45-54, 2018. URL: <http://jsdp.rcisp.ac.ir/article-1-567-fa.html>
- [32] S. Mood, E. Rasshedi, M. Javidi, "New functions for mass caculation in gravitational search algorithm," *Journal of Computing and Security*, 2(3), 2016.
- [33] H.A. Kherabadi, S.E. Mood, M.M. Javidi, "Mutation: a new operator in gravitational search algorithm using fuzzy controller", *Cybernetics and Information Technologies*, vol. 17(1), pp. 72-86, 2017.
- [34] M. Soleimanpour-Moghadam, H. Nezamabadi-Pour, M.M. Farsangi, "A quantum inspired gravitational search algorithm for numerical function optimization," *Information Sciences*, pp. 83-100, 2014.
- [35] A. Hatamlou, "Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering", *Information sciences*, vol. 222, pp. 175-184, 2013.
- [36] M. Shams, E. Rashedi, A. Hakimi, "Clustered-gravitational search algorithm and its application in parameter optimization of a low noise amplifier," *Applied Mathematics and Computation*, vol.258, pp. 436-453, 2015.
- [37] E. Rashedi, E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, "A comprehensive survey on gravitational search algorithm", *Swarm and evolutionary computation*, vol. 41, pp.141-158, 2018.
- [38] J.T. Zhang, L.X. Qiao, "Optimization Mechanism Control Strategy of Vehicle Routing Problem Based on Improved PSO", *Advanced Materials Research*, Trans Tech Publ, pp. 130-136, 2013.





سپهر ابراهیمی مود، مدرک کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای خود را در رشته علوم کامپیوتر و از دانشگاه‌های شهید بهشتی، صنعتی شریف و شهید باهنر کرمان به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۱، ۱۳۹۳ و ۱۳۹۸ دریافت کرده است. وی هم‌اکنون استادیار بخش علوم کامپیوتر در دانشگاه یزد است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی یادگیری ماشین، محاسبات نرم، شبکه اینترنت اشیا، بهینه‌سازی کامپیوتری، هوش مصنوعی و نظریه محاسبات است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

S.ebrahimi@yazd.ac.ir



محمد مسعود جاویدی، مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه واشنگتن در سال ۱۳۶۹ و ۱۳۷۱ و مدرک دکترای خود را در رشته ریاضیات کاربردی از دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۸۷ دریافت کرده است. وی هم‌اکنون دانشیار گروه علوم کامپیوتر در دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی وی هوش مصنوعی، تجارت الکترونیک، یادگیری ماشین، محاسبات ابری و بهینه‌سازی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

javidi@uk.ac.ir



محمد رضا خسروی، مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کنترل از دانشگاه ستاری، کارشناسی ارشد مدیریت از دانشگاه دافوس و مدرک دکترای پژوهش در عملیات خود را از دانشگاه علامه دریافت کرده است. وی هم‌اکنون رئیس گروه مطالعات راهبردی آماد دفاعی، پژوهشکده آماد و فناوری دفاعی - پدافند غیرعامل در دانشگاه عالی دفاع ملی است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی، هوش مصنوعی، شبکه‌های کامپیوتر، بهینه‌سازی و یادگیری ماشین است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

morekhosravi@gmail.com

