



Kharazmi University

Assignment of Multi-Depot Robots with an Integrated Fuzzy Approach

Hamid Reza Yousefzadeh¹ , Zahrasadat Cheshomi² , Aghileh Heydari³ 

1. Department of Mathematics, Payame Noor University (PNU), P.O. Box, 19395-4697, Tehran, Iran.
✉ E-mail: usefzadeh.math@pnu.ac.ir,
2. Department of Mathematics, Payame Noor University (PNU), P.O. Box, 19395-4697, Tehran, Iran.
E-mail: zahracheshomi@gmail.com,
3. Department of Mathematics, Payame Noor University (PNU), P.O. Box, 19395-4697, Tehran, Iran.
E-mail: a_heidari@pnu.ac.ir.

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received: 11 October 2020

Received in revised form:

15 July 2021

Accepted: 17 July 2021

Published online:

6 February 2024

Keywords:

Traveling salesman problem,
Multi-objective optimization,
Pareto solution,
Complexity of algorithm,
Meta-heuristic algorithm.

ABSTRACT

Introduction

This paper presents a fuzzy integrated approach for addressing the multi-depot multi-traveling salesman problem (MDMTSP) as a two-objective optimization problem. The approach introduces the concept of fuzzy dominance, which assigns a degree of Gaussian closeness to each objective function vector. This closeness measure enables the ranking and comparison of Pareto solutions. Consequently, the two-objective (in general, multi-objective) optimization problem is transformed into a single-objective optimization problem with linear time complexity.

Material and Methods

Initially, a set of positions and robots is randomly selected, and their distances are calculated using the Euclidean distance measure. Subsequently, the positions are assigned to the robots in a manner that selects a desired position from the pool of non-assigned positions and assigns it to each robot. This process utilizes a greedy algorithm, where the closest position to the current robot's location is selected iteratively until all positions are assigned, resulting in a new path for each robot. Each path is evaluated based on the total distance traveled by all robots (TTD) and the maximum distance traveled by a single robot (MT). A degree of Gaussian closeness is computed for each path and its corresponding ordered pair (TTD, MT). Finally, the new position is assigned to the robot with the minimum degree of closeness. In case multiple robots have the same degree of closeness, the position is assigned to the robot that is closest to that position. Once all positions are allocated to the robots, a building phase is initiated to enhance the available path for each robot. This phase can incorporate a meta-heuristic algorithm for optimization purposes.

Results and discussion

In this study, the simulation annealing (SA) algorithm was employed during the second phase. The performance of the proposed approach was evaluated by comparing the results obtained using the genetic algorithm (GA) and SA algorithm, while considering various parameters that influence the approach's performance. The numerical results clearly demonstrated the superiority of the proposed approach, particularly when hybridized with the SA algorithm.

Conclusion

This paper introduced a novel concept called fuzzy dominance, which utilizes fuzzy membership degrees to assign a degree of Gaussian closeness to a reference point or an ideal vector. This concept enables the ranking and evaluation of Pareto solutions in a multi-objective optimization setting. Unlike traditional fuzzy approaches with exponential complexity, the proposed approach exhibits linear time complexity, dependent only on the number of objectives rather than the number of linguistic variables. By incorporating a suitable meta-heuristic algorithm, the hybridization of this fuzzy approach enhances the quality of solutions regarding the two objective measures. Importantly, the proposed approach can be easily extended to address multi-objective optimization problems with more than two objectives.

How to cite: Yousefzadeh, H. R., Zahrasadat Cheshomi, Z.S., & Heydari, A. (2023). Assignment of multi-depot robots with an integrated fuzzy approach. *Mathematical Researches*, 9 (3), 56 – 74.



© The Author(s).

Publisher: Kharazmi University

تخصیص ربات‌های چند ایستگاهی با رویکرد تلفیقی فازی

حمیدرضا یوسف‌زاده^۱، زهرا سادات چشمی^۲، عقیده حیدری^۳

۱. گروه ریاضی، دانشگاه پیام نور، ص. پ. ۴۶۹۷-۱۹۳۹۵، تهران، ایران. رایانامه: usefzadeh.math@pnu.ac.ir
۲. گروه ریاضی، دانشگاه پیام نور، ص. پ. ۴۶۹۷-۱۹۳۹۵، تهران، ایران. رایانامه: zahracheshomi@gmail.com
۳. گروه ریاضی، دانشگاه پیام نور، ص. پ. ۴۶۹۷-۱۹۳۹۵، تهران، ایران. رایانامه: a_heidari@pnu.ac.ir

چکیده	اطلاعات مقاله
در این مقاله با استفاده از یک رویکرد تلفیقی فازی به حل مسئله فروشندگان دوره‌گرد چند ایستگاهی به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی دوهدفه می‌پردازیم. این رویکرد، با تعریف مفهوم جدید چیره‌گی فازی، به هر یک از بردارهای توابع هدف مسئله، یک درجه نزدیکی گوسی متناظر می‌کند که بر اساس آن امکان رتبه‌بندی و در نتیجه مقایسه جواب‌های پارتو در یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه فراهم می‌شود. به عبارت دقیق‌تر، با استفاده از این رویکرد، مسئله بهینه‌سازی چندهدفه را می‌توان به صورت یک مسئله بهینه‌سازی تک‌هدفه در نظر گرفت. در این مقاله با تلفیق مفهوم چیره‌گی فازی و یک الگوریتم فراابتکاری مانند شبیه‌سازی تبریدی حل مسئله فروشندگان دوره‌گرد چند ایستگاهی را مورد مطالعه قرار می‌دهیم. برای این منظور، با انجام شبیه‌سازی‌های مختلف، عملکرد این رویکرد پیشنهادی را ارزیابی می‌کنیم. نتایج عددی حاکی از تأثیر این رویکرد در بهبود کیفیت جواب‌ها و همچنین کاهش زمان محاسباتی حل مسئله می‌باشد.	<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۷/۲۰</p> <p>تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۴/۲۴</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۴/۲۶</p> <p>تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۱/۱۷</p> <p>واژه‌های کلیدی: مسئله فروشنده دوره‌گرد، بهینه‌سازی چندهدفه، جواب پارتو، پیچیدگی الگوریتم، الگوریتم فراابتکاری.</p>

استناد: یوسف‌زاده، حمیدرضا؛ چشمی، زهرا سادات؛ و حیدری، عقیده (۱۴۰۲). تخصیص ربات‌های چند ایستگاهی با رویکرد تلفیقی فازی. پژوهش‌های

ریاضی، ۹ (۳)، ۵۶ - ۷۴.



مقدمه

مسئله فروشندگان دوره گرد چند ایستگاهی (MD-MTSP)^۱ تعمیمی از مسئله فروشنده دوره گرد (TSP)^۲ است که در آن هر فروشنده از ایستگاه‌های معین به شهرهای مختلف اعزام می‌شود. در این مسئله، تمام موقعیت‌ها باید توسط تمام فروشنده‌ها بازدید شوند و هر فروشنده پس از پایان مأموریت خود به موقعیت اولیه خود باز می‌گردد. در انجام این مأموریت دو هدف اصلی (الف) مجموع مسافت کل پیموده شده توسط تمامی فروشنده‌ها (TTD)^۳ و (ب) بیشینه مسافت پیموده شده توسط هر فروشنده (MT)^۴ باید کمینه شوند. مسئله‌ی تخصیص ربات‌های چند ایستگاهی به موقعیت‌های مشخص، نمونه‌ای از یک مسئله MD-MTSP است که در آن هر ربات را می‌توان یک فروشنده در نظر گرفت که از ایستگاه‌های مختلف به موقعیت‌ها (شهرها)ی مختلف اعزام می‌شود. در این مسئله تمام موقعیت‌ها باید توسط تمام ربات‌ها ملاقات شوند و هر ربات پس از پایان مأموریت به ایستگاه اولیه خود باز گردد. با توجه به این که مسئله MD-MTSP نسبت به مسئله معروف TSP در برگیرنده نمونه‌های کاربردی بیشتری در دنیای واقعی است، در دهه اخیر مطالعات بیشتری توسط محققان در زمینه روش‌های حل این نوع مسائل صورت گرفته است. بر این اساس، در این مقاله یک رویکرد ابتکاری مبتنی بر مفهوم درجه عضویت فازی تحت عنوان رویکرد (IF-MDMTSP)^۵ برای حل مسئله‌ی بهینه‌سازی MD-MTSP معرفی و پیشنهاد شده است که توسط آن، ابتدا یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه به یک مسئله بهینه‌سازی تک هدفه تبدیل و سپس حل می‌شود. این الگوریتم شامل دو مرحله اصلی است: (الف) تخصیص موقعیت‌ها به ربات‌ها و (ب) ساخت مسیر بهینه متناظر با هر ربات. در مرحله تخصیص، با استفاده از تعریف مفهوم جدید چیره‌گی فازی، تصمیم‌گیری در خصوص نحوه تخصیص موقعیت‌ها به ربات‌ها صورت می‌پذیرد.

در مرحله ساخت مسیر، با استفاده از یک الگوریتم فراابتکاری، مسیر حاصل از مرحله اول با در نظر گرفتن اهداف مسئله، بهبود می‌یابد. در این مقاله، همچنین عوامل مؤثر بر عملکرد رویکرد IF-MDMTSP در حل مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه مطالعه و بررسی می‌شوند. این عوامل شامل تعداد موقعیت‌ها، تعداد ربات‌ها و نوع معیار هدف و همچنین نوع الگوریتم فراابتکاری فراخوانی شده در حل MD-MTSP است.

سازماندهی ساختار این مقاله به شرح ذیل است: در بخش دوم، به مرور پیشینه تحقیق اشاره شده است. در بخش سوم، به تعریف مفهوم جدید چیره‌گی فازی و بیان رویکرد حل مسئله با استفاده از این مفهوم پرداخته شده است. بخش چهارم، به بررسی تأثیر پارامترهای رویکرد IF-MDMTSP بر حل مسئله اختصاص داده شده است. مقایسه کیفیت جواب‌های حاصل از رویکرد IF-MDMTSP با استفاده از دو الگوریتم فراابتکاری ژنتیک (GA)^۶ و شبیه‌سازی تبریدی (SA)^۷ و همچنین نتایج متناظر در بخش پنجم آورده شده است. در بخش ششم، نتیجه‌گیری کلی بیان شده است.

¹ Multiple Depots-Multiple Traveling Salesman Problem (MD-MTSP)

² Traveling Salesman Problem (TSP)

³ Total Traveled Distance (TTD)

⁴ Maximum Tour (MT)

⁵ Improved Fuzzy Logic-Multiple Traveling Salesman Problem (IF-MDMTSP)

⁶ Genetic Algorithm (GA)

⁷ Simulated Annealing (SA)

۱. پیشینه تحقیق

با توجه به این که در مسائل کاربردی مختلف که به ربات‌ها مرتبط می‌شوند، محققان زیادی از ربات‌های همکار برای انجام هر چه بهتر مأموریت‌های محول شده به هر ربات استفاده کردند، بنابراین سیستم ربات‌های همکار، به عنوان جایگزین سیستم تک ربات، برای طیف وسیعی از مسائل کاربردی در دنیای واقعی مورد استفاده قرار گرفت (برای نمونه می‌توان به فضلی و همکاران [۸]، خمیس^۱ و همکاران [۱۱]، تریگوی^۲ و همکاران [۱۲] و پای‌پین^۳ و همکاران [۱۷] اشاره کرد). در سیستم ربات‌های همکار، یک برنامه کنترلی برای چندین ربات ارائه می‌شود که توسط یک شبکه حسگر بیسیم پشتیبانی می‌شود. برای حل این مسئله سه استراتژی: متمرکز^۴، توزیع شده^۵ و مبتنی بر بازار^۶ ارائه شده است که نتایج عملکردی آنها نشان می‌دهد که رویکردهای متمرکز مبتنی بر بازار نسبت به استراتژی توزیعی عملکرد بهتری دارد [۶]. در سال ۲۰۱۳ پای‌پین و همکاران نشان دادند که یک رویکرد نظارتی می‌تواند برای تشخیص اعضای از تیم ربات‌ها که عملکرد ضعیف‌تری دارند، مؤثر باشد [۱۷]. لازم به ذکر است که استراتژی تخصیص مجدد کار نیز می‌تواند برای کارآمدی تخصیص کارها مفید واقع شود. مسئله تخصیص کار به چند ربات که با (MRTA)^۷ نمایش داده می‌شود، نحوه تخصیص کارها را به ربات‌هایی که مأموریت مشترک انجام می‌دهند، مورد بررسی قرار می‌دهد. در حالت کلی هدف مسئله MRTA با فرض در دسترس بودن n ربات و m کار، اختصاص کارهای مشخص به ربات‌ها است به گونه‌ای که کل هزینه سیستم، کمینه گردد [۶]. مسئله تخصیص ربات‌های چند ایستگاهی به موقعیت‌های مشخص می‌تواند نمونه‌ای از یک مسئله MRTA باشد که در آن هر کار به عنوان یک موقعیت مشخص در نظر گرفته می‌شود.

با توجه به این که مسئله تخصیص ربات‌های چندایستگاهی یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه است، در این بخش به بررسی پیشینه این گونه مسائل و روش‌های حل آن پرداخته می‌شود. رویکردهای متعددی برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه پیشنهاد شده است. اولین رویکرد با استفاده از مفهوم بهینه‌سازی پارتو، به دنبال یافتن یک جبهه‌ی پارتو از جواب‌هاست و به تصمیم‌گیرنده این امکان را می‌دهد که بر اساس سیاست و یا نوع معیار ارزیابی خود، در خصوص انتخاب جواب(های) مطلوب از بین جواب‌های جبهه پارتو تصمیم‌گیری نماید. نتایج نشان می‌دهد که این روش می‌تواند بین توابع هدف تعادل برقرار کرده و به‌طور همزمان، تمام تابع هدف را مدنظر قرار دهد. این روش توسط دب^۸ و همکاران [۷] و بولانوس^۹ و همکاران [۵] ارائه گردید. دومین رویکرد، توسط نیکولیک^{۱۰} ارائه شد که در آن، ابتدا اهداف بر اساس اهمیت آنها رتبه‌بندی شدند و بهینه‌سازی ابتدا با توجه به مهم‌ترین هدف و سپس با توجه به هدف دوم و الی آخر مورد بررسی قرار گرفت [۱۶].

¹ Khamis

² Trigui

³ Pippin

⁴ Centralized

⁵ Distributed

⁶ Market-based

⁷ Multi-Robot Task Allocation (MRTA)

⁸ Deb

⁹ Bolanos

¹⁰ Nikolich

ماورتاس^۱، سومین رویکرد بهینه‌سازی را با توجه به مهم‌ترین هدف و تبدیل بقیه اهداف به محدودیت‌ها مورد بررسی قرارداد [۱۴]. چهارمین رویکرد که مارلر^۲ و آرورا^۳ [۱۳] و نیز شیم^۴ و همکاران [۱۸] بیان کردند، ترکیب تمام اهداف در قالب یک تابع هزینه واحد، نظیر مجموع وزنی توابع هدف بود. اهمیت وزن‌ها و روش‌های پیشینه کردن اثربخشی آن معمولاً با توجه به برتری اهداف که از سوی تصمیم‌گیرنده تعیین می‌شود، صورت می‌پذیرد. در حالت کلی، هنگام انتخاب وزن‌ها، معمولاً اهمیت نسبی آنها در نظر گرفته می‌شود. وزن‌ها که به عنوان موازنه بین توابع هدف به کار گرفته می‌شوند به صورت ترکیب محدبی از اهداف تعریف می‌شوند.

وانگ^۵ و همکاران [۲۱]، یوسفی خوشبخت و همکاران [۲۲] و چی خوروهو^۶ و همکاران [۶] هزینه مأموریت را با معیارهای TTD و MT متناظر ساختند. در مقاله‌ی حاضر نیز به منظور مقایسه بهتر نتایج با کارهای مشابه، هزینه مأموریت هر ربات به عنوان ترکیبی از معیارهای TTD و MT در نظر گرفته می‌شود، هرچند که رویکرد مطرح شده در این مقاله با پیچیدگی زمانی خطی نسبت به تعداد اهداف مسئله، قابل تعمیم برای حل مسائل با تعداد اهداف بیشتر نیز می‌باشد.

چون مسئله‌ی MTSP در دسته مسائل NP-سخت قرار دارد [۱]، لذا برای حل آن باید از روش‌های (فرا)ابتکاری بهره جست. در سال ۲۰۱۶ تریگوی و همکارانش، از مفاهیم منطق فازی برای تخصیص موقعیت‌ها به ربات‌ها استفاده نمودند و در ساخت مسیر، از الگوریتم ژنتیک بهره بردند [۱۹]. دو ایراد اساسی مقاله [۱۹] را می‌توان این‌گونه بیان کرد که آنها علاوه بر این که به زمان محاسباتی روش که با افزایش تعداد ربات‌ها و تعداد موقعیت‌ها به صورت فزاینده‌ای افزایش می‌یابد، اشاره‌ای نکردند، همچنین آنها پیچیدگی زمانی رویکرد فازی مطرح شده را که به تعداد اهداف مسئله و تعداد متغیرهای زبانی استفاده شده وابسته است، مورد مطالعه قرار ندادند. بنابراین، ما در این مقاله با پیشنهاد یک رویکرد فازی بهبود یافته وابستگی رویکرد را به تعداد متغیرهای زبانی از بین برده و مرتبه زمانی رویکرد فازی را از حالت نمائی به حالت خطی بهبود می‌دهیم.

در سال ۲۰۱۹ مرادی و همکاران برای حل مسئله تخصیص مواد به انبارها تنها از الگوریتم SA استفاده کردند و در نهایت با مقایسه جواب‌های الگوریتم SA در مسائل کوچک با جواب‌های دقیق، برتری و اعتبار الگوریتم SA را نشان دادند [۱۵]. در سال ۲۰۲۰ وانگ و همکاران نشان دادند که استفاده از الگوریتم فراابتکاری در حل مسئله MTSP با توجه به تعیین مناسب پارامترهای آن، افزایش کارایی الگوریتم را در تولید مسیر کوتاه‌تر به دنبال دارد [۲۰]. همچنین در سال ۲۰۲۰ در مقاله [۹]، به معرفی یک رویکرد فازی پرداخته شد که با استفاده از آن، مسئله‌ی تک‌هدفه MTSP به چندین مسئله‌ی TSP تبدیل شد و سپس با فراخوانی الگوریتم SA و در نظر گرفتن سطح دقت مطلوب، پیچیدگی حل مسئله کاهش داده شد. در سال ۲۰۲۱، روش فازی دو مرحله‌ای C-Means مبتنی بر GA برای توزیع غذا در کشور کویت که به صورت یک مسئله‌ی MTSP تعریف شد، در شرایط کرونایی به کار گرفته شد [۴].

¹ Mavrotas

² Marler

³ Arora

⁴ Shim

⁵ Wang

⁶ Cheikhrouhou

۳. رویکرد فازی بهبود یافته

در این بخش، به شرح رویکرد پیشنهادی حل مسئله MD-MTSP (که با IF-MDMTSP نشان می‌دهیم) می‌پردازیم. برای این منظور، ابتدا در الگوریتم ۱ به صورت کلی مراحل فرآیندی رویکرد حل مسئله MD-MTSP یعنی، F-MDMTSP که در [۱۹] مورد مطالعه قرار گرفته است، را بیان می‌کنیم و سپس به بهبود مؤلفه‌های کلیدی آن می‌پردازیم. بر اساس الگوریتم ۱ روش F-MDMTSP شامل دو مرحله اصلی یعنی، مرحله تخصیص و مرحله ساختن مسیر است که نحوه عملکرد هر مرحله در ادامه شرح داده می‌شود. از جمله ورودی‌های این الگوریتم می‌توان به تعداد ربات‌ها، تعداد موقعیت‌ها، ماتریس فاصله بین موقعیت‌ها، ماتریس فاصله هر ربات و تمام موقعیت‌ها اشاره کرد که در آن برای محاسبه فاصله، از فاصله اقلیدسی استفاده می‌شود. خروجی این الگوریتم تعیین تقریبی از مسیر بهینه طی شده توسط هر ربات است.

الگوریتم ۱. الگوریتم F-MDMTSP

ورودی‌ها:

تعداد موقعیت‌ها (m) ،

تعداد ربات‌ها (n) ،

ماتریس فاصله بین ربات‌ها و موقعیت‌ها و نیز ماتریس فاصله بین موقعیت‌ها.

خروجی‌ها:

تعیین تقریبی از مسیر بهینه پیموده شده توسط هر ربات،

مسافت پیموده شده توسط هر ربات،

مرحله ۱. مرحله تخصیص

مرحله ۲. مرحله ساختن مسیر

پایان

۱,۳ مرحله تخصیص

در مرحله تخصیص، از مفهوم درجه عضویت فازی برای ترکیب مقادیر اهداف مختلف مسئله بهینه‌سازی چندهدفه MD-MTSP که از تخصیص موقعیت‌ها به ربات‌ها حاصل می‌شوند، بهره خواهیم جست. به عبارت دیگر، در این مرحله، راهکاری جهت مقایسه بردارهای پارتوی متشکل از مقادیر توابع هدف، ارائه می‌گردد. برای این منظور، معیارهای هدف MT و TTD در مسئله MD-MTSP که با زوج مرتب (TTD, MT) نمایش می‌دهیم، به عنوان ورودی‌های سیستم فازی در نظر گرفته می‌شوند. با استفاده از تابع گوسی، برای هر بردار هدف $F=(TTD, MT)$ یک درجه نزدیکی گوسی که با $\mu_G(F)$ نشان داده می‌شود، نسبت می‌دهیم (الگوریتم ۲ ملاحظه شود). در این مسئله فرض می‌شود زمان انجام مأموریت متناسب با مقدار MT و سرعت همه‌ی ربات‌ها یکسان است.

قبل از بیان الگوریتم ۲ که در حالت کلی به رتبه‌بندی بردار توابع هدف $F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ می‌پردازد، ابتدا مشابه [۱۹].

کران‌های بالا و پایین مربوط به هر معیار هدف MT و TTD را با بیان دو تعریف زیر محاسبه می‌کنیم.

جدول ۱. جدول نمادهای به کار رفته

نماد	شرح نماد
TTD	مجموع مسافت پیموده شده توسط تمام ربات‌ها
MT	بیشترین مسافت پیموده شده در هر مرحله توسط یک ربات
$F = (f_1, f_2, \dots, f_M)$	بردار توابع هدف
r_i	ربات i ام
t_i	موقعیت i ام
n	تعداد ربات‌ها
m	تعداد موقعیت‌ها
M	تعداد توابع هدف
w_i	ورودی i ام
$\mu_G(f_i)$	درجه نزدیکی گوسی تابع هدف i ام
$\mu_G(F)$	درجه نزدیکی گوسی بردار F
T	میزان دما
k	عدد تصادفی بین صفر و یک

تعریف ۱. کوتاه‌ترین مسیر پیموده شده توسط یک ربات با استفاده از الگوریتم حریصانه، مسیری است که آن ربات در هر تکرار با مراجعه به موقعیت‌های هدف، نزدیکترین موقعیت بعدی نسبت به موقعیت فعلی‌اش را انتخاب می‌کند.

تعریف ۲. طولانی‌ترین مسیر پیموده شده توسط یک ربات با استفاده از الگوریتم حریصانه، مسیری است که آن ربات در هر تکرار با مراجعه به موقعیت‌های هدف، دورترین موقعیت بعدی نسبت به موقعیت فعلی‌اش را انتخاب می‌کند.

با توجه به مباحث عنوان شده و تعاریف فوق، چهار اصطلاح زیر جهت تعیین کران‌های بالا و پایین نمودار متناظر با هر معیار عملکردی در نظر گرفته می‌شود،

الف) $\max\text{Min}$ ، بنابه تعریف ۱، برابر است با طولانی‌ترین مسیر بین تمام کوتاه‌ترین مسیرهای پیموده شده توسط هر ربات که از تمام موقعیت‌ها می‌گذرد.

ب) $\min\text{Max}$ ، بنابه تعریف ۲، برابر است با کوتاه‌ترین مسیر بین تمام طولانی‌ترین مسیرهای پیموده شده توسط هر ربات که از تمام موقعیت‌ها عبور می‌کند.

ج) avgMin، بنابه تعریف ۱، برابر است با میانگین کوتاه ترین طول مسیر پیموده شده توسط ربات‌ها. د) avgMax، بنابه تعریف ۲، برابر است با میانگین طولانی‌ترین طول مسیر پیموده شده توسط ربات‌ها. اکنون کران‌های پایین و بالای بردار توابع هدف (TTD, MT) که در الگوریتم ۲ به ترتیب با Z^L و Z^U نمایش داده می‌شوند، به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$Z^L = (\maxMin, avgMin) \text{ و } Z^U = (\minMax, avgMax)$$

۱،۱،۳ الگوریتم رتبه‌بندی فازی

پس از محاسبه کران‌های بالا و پایین متناظر با هر معیار هدف، درجه نزدیکی هر بردار توابع هدف را که در این مقاله به صورت $F = (TTD, MT) \in R^2$ است را با توجه به الگوریتم ۲ محاسبه می‌کنیم.

در الگوریتم ۲، نحوه محاسبه درجه نزدیکی گوسی برای یک بردار توابع هدف $F = (f_1, f_2, \dots, f_m) \in R^M$ که از حل یک مسئله‌ی بهینه‌سازی با M تابع هدف، بدست می‌آید، بیان شده است.

الگوریتم ۲: الگوریتم رتبه‌بندی فازی

- ورودی‌ها: بردار توابع هدف $F = (f_1, f_2, \dots, f_m) \in R^M$ بردارهای مرجع $Z^L = (L_1, L_2, \dots, L_M)$ و $Z^U = (U_1, U_2, \dots, U_M)$.
- خروجی: درجه نزدیکی گوسی $\mu_G(F)$ متناظر با بردار F .

شروع

۱. پارامترهای تابع گوسی را به صورت زیر در نظر بگیرید. قرار دهید:

$$C = (c_1, c_2, \dots, c_M) := Z^L \text{ و } \delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M) := Z^U$$

۲. به ازای هر $i = 1, 2, \dots, M$ ، درجه نزدیکی مؤلفه i ام بردار F را نسبت به مؤلفه نظیر نقطه مرجع یعنی $c_i = L_i$ ، به صورت زیر محاسبه کنید.

$$\mu_G(f_i) = \begin{cases} \exp\left(\frac{-1}{2} \left(\frac{f_i - c_i}{\delta_i}\right)^2\right) & f_i \geq c_i \\ 1 & f_i < c_i \end{cases}$$

۳. درجه نزدیکی گوسی بردار به نقطه مرجع را به صورت زیر محاسبه کنید.

$$\mu_G(F) = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M \mu_G(f_i) \right)$$

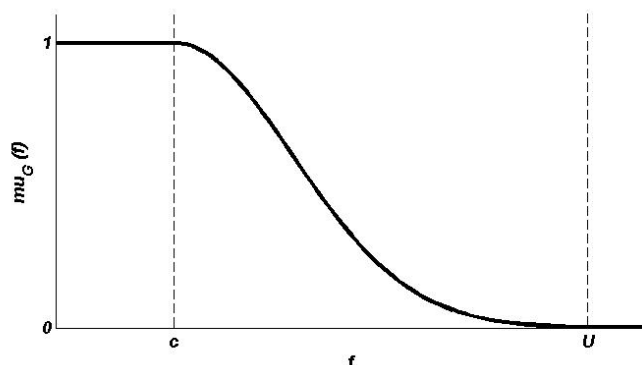
پایان

در الگوریتم ۲، درجه نزدیکی گوسی $\mu_G(f_i)$ بر اساس میزان نزدیکی f_i به مرجع نظیر یعنی $c_i = L_i$ تعیین می‌شود. به عبارت دیگر، هرچه f_i به L_i نزدیک‌تر باشد، مقدار $\mu_G(f_i)$ بیشتر خواهد بود. بر این اساس، مسئله‌ی بهینه‌سازی

چندهدفه $\min F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ تبدیل به مسئله‌ی بیشینه‌سازی تابع حقیقی مقدار $[0,1] \rightarrow \mu_G : F$ می‌شود. در نمودار ۱ شماتیک تابع $\mu_G(f_i)$ به ازای تابع f_i نشان داده شده است.

اکنون می‌توان رتبه‌ی هر بردار توابع F و به عبارتی میزان چیرگی دو بردار را بر مبنای میزان $\mu_G(F)$ تعریف کرد. به عبارت دیگر، هرچه درجه نزدیکی گوسی یک بردار بیشتر باشد، رتبه آن بردار بیشتر خواهد بود.

تعریف ۳. (چیره‌گی فازی). بردار توابع هدف F^1 بر بردار توابع هدف F^2 چیره می‌شود هرگاه $\mu_G(F^1) > \mu_G(F^2)$.



نمودار ۱: تابع $\mu_G(f)$ با پارامتر c و U جهت محاسبه درجه نزدیکی گوسی تابع هدف f

نکته حائز اهمیت این که پیچیدگی زمانی الگوریتم ۲ در محاسبه درجه‌ی نزدیکی گوسی (رتبه) به بردار توابع هدف $F \in R^M$ برابر با $O(M)$ می‌باشد در صورتی که رویکرد رتبه‌بندی فازی ارایه شده در [۱۹] دارای پیچیدگی زمانی از مرتبه نمایی $O(K^M)$ است که در آن K تعداد متغیرهای زبانی استفاده شده در مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه تعریف می‌شود. به منظور درک بهتر از مراحل الگوریتم ۲، در مثال زیر درجه نزدیکی گوسی متناظر با دو زوج مرتب دلخواه که به صورت $F = (TTD, MT)$ نمایش می‌دهیم، را محاسبه می‌کنیم.

مثال. فرض کنید در مرحله‌ی تخصیص، مقادیر متناظر با معیارهای هدف حاصل از اختصاص یک موقعیت به دو ربات ۱ و ۲ به ترتیب برابر با $F^1 = (102, 45)$ و $F^2 = (110, 48)$ باشند. با فرض $Z^L = (90, 30)$ و $Z^U = (112, 50)$ درجه‌ی نزدیکی گوسی متناظر با دو زوج مرتب F^1 و F^2 برابر است با

$$\mu_G(f_1^1) = 0/9943, \mu_G(f_2^1) = 0/9560 \Rightarrow \mu_G(F^1) = 0/9752,$$

$$\mu_G(f_1^2) = 0/9842, \mu_G(f_2^2) = 0/9373 \Rightarrow \mu_G(F^2) = 0/9608.$$

بنابراین چون $\mu_G(F^1) > \mu_G(F^2)$ لذا موقعیت موردنظر به ربات ۱ اختصاص می‌یابد.

اکنون با توجه به بیان نحوه محاسبه درجه نزدیکی فازی متناظر با هر بردار توابع هدف، می‌توان به توضیح مرحله ۱ الگوریتم ۱ یعنی مرحله تخصیص پرداخت.

۲.۱.۳. شرح مرحله تخصیص

در مرحله تخصیص، ابتدا یک موقعیت دلخواه از بین موقعیت‌های t_1 تا t_m (m تعداد موقعیت‌ها) انتخاب می‌شود و به هر یک ربات‌ها R_i ($i=1, \dots, n$) اختصاص می‌یابد. فرض کنید موقعیت انتخابی به ربات R_j اختصاص یابد. در این صورت، نزدیک‌ترین موقعیت به موقعیت فعلی این ربات انتخاب می‌شود. این روند تا اختصاص تمام موقعیت‌ها به R_j ادامه می‌یابد [۲]. پس از مشخص شدن یک مسیر، مقدار TTD و مقدار MT متناظر با این مسیر تعیین و درجه نزدیکی گوسی $\mu_G(F)$ متناظر با زوج مرتب $F = (TTD, MT)$ محاسبه می‌شود. این روند برای تمام ربات‌ها تکرار می‌شود. در پایان، بر اساس مقدار $\mu_G(F)$ متناظر با زوج مرتب $F = (TTD, MT)$ و با توجه به تعریف ۳، موقعیت جدید به رباتی تخصیص می‌یابد که مقدار $\mu_G(F)$ بیشتری داشته باشد.

اگر چندین ربات دارای مقدار $\mu_G(\cdot)$ یکسانی باشند آنگاه موقعیت به رباتی که نزدیک‌ترین فاصله را با این موقعیت دارد، تخصیص داده می‌شود. با این عمل سعی می‌شود که طول مسیر پیموده شده تا حد امکان کمینه گردد. این فرآیند تا زمانی که تمام موقعیت‌ها به ربات‌ها اختصاص داده شود، تکرار می‌شود. اگر تعداد موقعیت‌های اختصاص یافته به یک ربات بیشتر از $\frac{m}{n}$ باشد، دورترین موقعیت از مجموعه موقعیت‌های تخصیص داده شده به آن ربات را حذف و به نزدیک‌ترین ربات دیگر به آن موقعیت اختصاص می‌دهیم.

۲.۳. مرحله ساخت مسیر

پس از اتمام فرآیند تخصیص موقعیت‌ها به ربات‌ها که منجر به تولید چندین مسئله TSP می‌شود، با استفاده از روش‌های مختلف حل این گونه مسائل (که الگوریتم‌های فراابتکاری را می‌توان دسته‌ای از این روش‌ها برشمرد)، مسیر طی شده توسط هر ربات (مرحله تخصیص در الگوریتم ۱)، بهبود می‌یابد.

در این مقاله از الگوریتم SA در مرحله ساخت مسیر برای بهبود مسیر، استفاده می‌کنیم. این الگوریتم در حل مسائل بهینه‌سازی با فضای حل غیرمحدب یا گسسته کارایی مطلوبی دارد و به کارگیری آن نسبت به روش‌هایی مانند کلونی مورچگان ساده‌تر است [۳].

بیان الگوریتم SA

الگوریتم SA یک روش فراابتکاری با یک رویکرد جستجوی محلی می‌باشد که توانایی رهایی از گیر کردن در بهینه محلی را دارد. راحتی در به‌کارگیری و همگرایی و استفاده از حرکات خاص جهت دوری از قرارگیری در دام بهینه موضعی از جمله خصوصیات هستند که باعث شده‌اند تا این روش در دو دهه اخیر مورد توجه محققین قرار گیرد. فرآیند اصلی شبیه‌سازی

تبریدی شامل جستجوی جواب کمینه سراسری است. الگوریتم از یک جواب تصادفی به عنوان جواب اولیه حرکت خود را آغاز می‌کند و دمای سیستم برابر دمای اولیه قرار می‌گیرد. ($T = T_0$) در هر تکرار یک جواب که همسایه‌ی جواب فعلی است، به دست می‌آید و مقدار تابع هدف جواب جدید با مقدار تابع هدف جواب فعلی مقایسه می‌شود. اگر جواب جدید بهتر باشد، جایگزین جواب فعلی می‌شود و اگر جواب جدید بدتر باشد با احتمال P که توسط رابطه (۱) محاسبه می‌شود، جایگزین جواب فعلی می‌شود.

$$P = \exp\left(\frac{-\delta f}{T}\right) > k . \quad (1)$$

این راهکار باعث می‌شود که الگوریتم در دام بهینه محلی گرفتار نشود [۱۰]. در این رابطه، δf برابر میزان اختلاف مقدار تابع هدف جواب فعلی با مقدار تابع هدف جواب جدید و T دمای فعلی و k یک عدد تصادفی در بازه $[0,1]$ است. این فرایند تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که شرط توقف برقرار باشد (برای اطلاعات بیشتر به مرجع [۱] مراجعه شود). ماتریس فاصله بین موقعیت‌ها و ماتریس فاصله بین ربات‌ها و موقعیت‌ها به صورت تصادفی تولید شده‌اند.^۱ در این شبیه‌سازی به منظور مقایسه‌ی دقیق‌تر با نتایج عددی مرجع [۱۹]، تعداد موقعیت‌ها را برابر مقادیر $n \in \{3, 10, 20, 30, 100\}$ و $m \in \{30, 70, 100, 200, 300\}$ اختیار می‌کنیم و علاوه بر آن، تعداد ربات‌ها را برابر با مقادیر $n \in \{3, 10, 20, 30, 100\}$ در نظر می‌گیریم. پارامترهای مورد استفاده الگوریتم SA در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲: مقادیر پارامترهای SA

۲۵۰	تعداد تکرار
۱۵	تعداد زیر تکرار
۰/۰۲۵	دمای اولیه
۰/۹۹	نرخ تغییر دما

۴. بررسی تأثیر پارامترهای رویکرد IF-MDMTSP

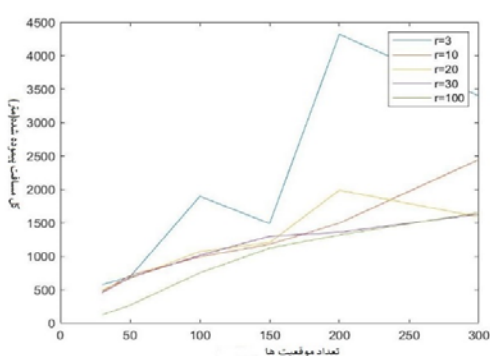
نوع الگوریتم فراابتکاری مورد استفاده در مرحله‌ی ساخت مسیر توسط هر ربات (مرحله ۲ الگوریتم ۱)، یکی از عوامل تأثیرگذار بر عملکرد و همچنین زمان محاسباتی رویکرد F-MDMTSP (یعنی رویکرد مرجع [۱۹] با استفاده از الگوریتم GA) در حل مسئله‌ی MD-MTSP می‌باشد. همچنین صرف نظر از کیفیت پایین جواب‌های تولید شده توسط این رویکرد، نتایج عددی حاکی از رشد فزاینده زمان محاسباتی رویکرد (هنگامی که تعداد ربات‌ها افزایش می‌یابد) می‌باشد. بنابراین در این

^۱ جهت دسترسی به این داده‌ها به آدرس زیر مراجعه شود

بخش، از دو الگوریتم فراابتکاری SA و GA در رویکرد IF-MDMTSP استفاده می‌کنیم تا تأثیر الگوریتم فراابتکاری را بر میزان کیفیت جواب‌های بدست آمده و همچنین زمان محاسباتی رویکرد در حل مسئله را مورد مطالعه و ارزیابی قرار دهیم. برای این منظور، ابتدا تأثیر پارامترهایی مانند تعداد موقعیت‌ها، تعداد ربات‌ها و همچنین نوع معیار هدف را بر کیفیت جواب‌های تولید شده توسط رویکرد IF-MDMTSP-SA (فراخوانی الگوریتم SA در رویکرد IF-MDMTSP)، بررسی خواهیم کرد و در بخش بعدی به تأثیر نوع الگوریتم فراابتکاری بر رویکرد پیشنهادی می‌پردازیم.

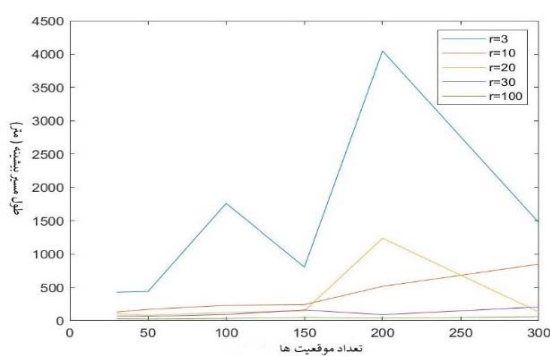
۱.۴. تعداد موقعیت‌ها

در این قسمت، با ثابت نگه داشتن تعداد ربات‌ها، مقادیر معیارهای هدف TTD و MT را به صورت تابعی از تعداد موقعیت‌ها نشان می‌دهیم. نتایج عددی متناظر با اهداف TTD و MT به ترتیب در نمودارهای ۲ و ۳ آورده شده‌اند. به عبارت دقیق‌تر، به ازای هر تعداد ثابت از ربات‌ها نمودار تغییرات هر یک از معیارهای TTD و MT بر حسب تعداد موقعیت‌ها ترسیم می‌شود. نتایج عددی نشان می‌دهند که با افزایش تعداد موقعیت‌ها مقادیر هدف TTD و MT نیز (به جز برای حالت با تعداد ربات کم، یعنی $n = 3$) افزایش می‌یابد.



نمودار ۳: تأثیر تعداد موقعیت‌ها بر معیار MT با تعداد

ثابت ربات در F-MDMTSP-SA



نمودار ۲: تأثیر تعداد موقعیت‌ها بر معیار هدف TTD با

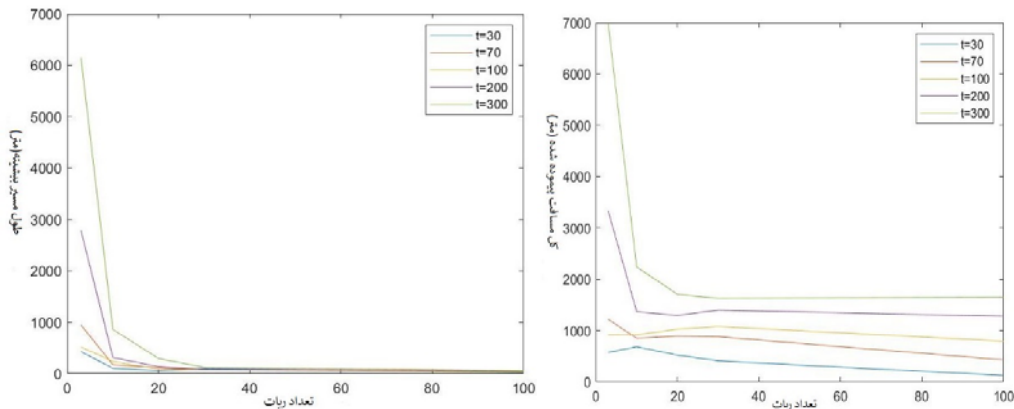
تعداد ثابت ربات در F-MDMTSP-SA

نکته حائز اهمیت این است که افزایش تعداد ربات‌ها باعث می‌شود که روند افزایشی مقادیر هدف TTD و MT نسبت به تغییرات موقعیت‌ها کاهش یابد و به عبارتی شیب افزایشی آن تعدیل شود. همچنین روند کلی حل مسئله MTSP برای تعداد ربات‌های کم وابستگی زیادی به مکان موقعیت‌ها دارد. با افزایش تعداد ربات‌ها، تأثیر تعداد موقعیت‌ها را بر بهبود کیفیت جواب‌ها (نسبت به هر دو معیار هدف) کاهش می‌یابد.

۲.۴. تعداد ربات‌ها

در این بخش تأثیر تعداد ربات‌ها بر عملکرد رویکرد IF-MDMTSP-SA مورد مطالعه قرار می‌گیرد. به بیان دیگر، مقادیر اهداف TTD و MT به صورت تابعی از تعداد ربات‌ها در نظر گرفته می‌شود که در آن تعداد موقعیت‌ها به عنوان یک عامل

ثابت در پیاده‌سازی این رویکرد تعریف می‌شود. نتایج عددی حاصل از عملکرد این رویکرد نسبت به تغییرات در تعداد ربات‌ها با در نظر گرفتن دو معیار هدف TTD و MT به ترتیب در نمودارهای ۴ و ۵ بیان شده‌اند.



نمودار ۵: تأثیر تعداد ربات بر مقدار هدف TTD با فرض تعداد

موقعیت‌های ثابت در F-MDMTSP-SA

نمودار ۴: تأثیر تعداد ربات بر مقدار هدف MT با فرض تعداد

موقعیت‌های ثابت در F-MDMTSP-SA

بر اساس نمودارهای ۴ و ۵ مشاهده می‌شود که صرف نظر از تعداد موقعیت‌های موجود، مقادیر هدف TTD و MT با افزایش تعداد ربات‌ها به صورت نمایی کاهش می‌یابند.

نکته حائز اهمیت اینکه صرف نظر از نوع معیار هدف مورد استفاده، در صورتی که تعداد ربات‌ها از حد مشخصی فراتر رود (در اینجا $n = 30$) آنگاه تأثیر عملکرد الگوریتم بر کیفیت جواب‌های تولید شده ثابت و بدون تغییر خواهد بود. لذا، افزایش تعداد ربات با توجه به هزینه‌هایی که هر ربات بر سیستم تحمیل می‌کند، مقرون به صرفه نخواهد بود. در بخش بعدی به ارزیابی و مقایسه عملکرد دو الگوریتم فراابتکاری SA و GA در رویکرد IF-MDMTSP خواهیم پرداخت.

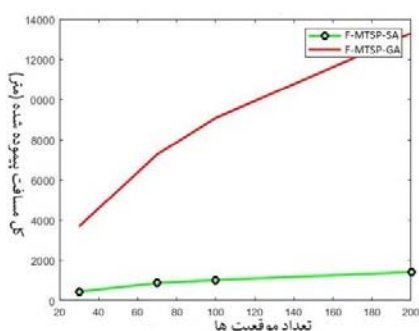
۵. ارزیابی عملکرد دو رویکرد IF-MDMTSP-SA و IF-MDMTSP-GA

در این بخش، به بررسی تأثیر یکی از عوامل کلیدی بر رویکرد IF-MDMTSP یعنی نوع الگوریتم فراابتکاری که در مرحله‌ی ساخت مسیر در الگوریتم ۱ استفاده می‌شود، می‌پردازیم که این موضوع مشابه قبل با در نظر گرفتن دو معیار هدف TTD و MT و دو حالت تغییر در تعداد موقعیت‌ها (ربات‌ها ثابت فرض می‌شود) و تغییر در تعداد ربات‌ها (تعداد موقعیت‌ها ثابت فرض می‌شود) مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد.

۱.۵. عامل تعداد موقعیت‌ها

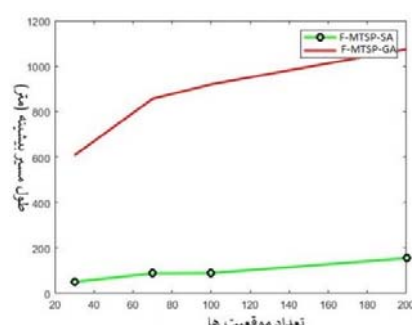
بر اساس نتایج قبلی، عامل تعداد موقعیت‌ها و همچنین تعداد ربات کم $n \in \{10, 20, 30\}$ را می‌توان از عوامل تأثیرگذار بر عملکرد رویکرد IF-MDMTSP دانست. لذا در این بخش با تغییر تعداد موقعیت‌ها و انتخاب مقادیر $m \in \{30, 70, 100, 200\}$ و با در نظر گرفتن تعداد ثابت ربات، عملکرد دو رویکرد IF-MDMTSP-SA و IF-

MDMTSP-SA را نسبت به دو معیار هدف TTD و MT مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. نتایج حاصل از مقایسه این دو نوع رویکرد نسبت به معیار هدف TTD با $n = 30$ ربات، در نمودار ۶ اشاره شده است. همچنین در نمودار ۷ برای $n = 30$ ربات، تاثیر تعداد موقعیت‌ها بر عملکرد دو رویکرد با در نظر گرفتن معیار هدف MT مورد ارزیابی قرار گرفته است (به خاطر نتایج یکسان و نیز پرهیز از اطاله کلام، حالت‌های $n \in \{10, 20\}$ آورده نشده‌اند). نتایج عددی مبتنی بر این دو نمودار نشان می‌دهد که صرف نظر از نوع معیار هدف و نیز تعداد ربات‌های به کار رفته، با افزایش تعداد موقعیت‌ها، اختلاف عملکردی دو رویکرد با برتری محسوس رویکرد IF-MDMTSP-SA افزایش می‌یابد.



نمودار ۷: مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها نسبت

به معیار MT با $n=30$



نمودار ۶: مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها نسبت

به معیار TTD با $n=30$

همچنین مشاهده می‌شود که رویکرد IF-MDMTSP-SA در مقایسه با رویکرد IF-MDMTSP-GA نسبت به تغییر در تعداد موقعیت‌ها از حساسیت کمتری برخوردار است (شیب خط متناظر با روند عملکردی رویکرد IF-MDMTSP-SA نسبت به رویکرد IF-MDMTSP-GA کمتر می‌باشد). نکته حائز اهمیت این است که در نتایج بدست آمده نقش تعداد ربات‌ها در برتری عملکرد رویکرد IF-MDMTSP-SA معنادار نیست. به عبارت دیگر، افزایش و یا کاهش تعداد ربات‌ها تأثیری در برتری رویکرد IF-MDMTSP-SA نسبت به رویکرد IF-MDMTSP-GA ندارد. بنابراین در ادامه از بررسی این نقش به عنوان عامل موثر بر نحوه عملکرد این دو رویکرد صرف نظر می‌شود. در پایان به منظور ارزیابی دقیق‌تر از عملکرد دو رویکرد یاد شده، زمان پردازش لازم برای فراخوانی و اجرای این دو رویکرد با یکدیگر مقایسه می‌شود.

۲.۵. زمان محاسباتی اجرای دو رویکرد IF-MDMTSP-SA و IF-MDMTSP-GA

در این بخش ابتدا زمان محاسباتی (زمان پردازش) مورد نیاز متناظر با فراخوانی رویکرد رتبه‌بندی فازی (الگوریتم ۲) با رویکرد رتبه‌بندی فازی مقاله [۱۹] که در آن از دو متغیر زبانی استفاده شده است، مقایسه می‌شود. در ادامه به منظور ارزیابی دقیق‌تر تأثیر استفاده از نوع الگوریتم فراابتکاری، زمان محاسباتی دو رویکرد IF-MDMTSP-SA و IF-MDMTSP-GA فقط مربوط به مرحله ۲ از الگوریتم ۱ با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

در نمودار ۸ زمان محاسباتی (بر حسب ثانیه) دو رویکرد رتبه‌بندی فازی با توجه به تغییر در تعداد موقعیت‌ها با تعداد ثابت $n = 30$ ربات آورده شده است. شایان ذکر است که به دلیل مشاهده بهتر نقش فراخوانی این دو رویکرد رتبه‌بندی فازی، زمان محاسباتی برای حالت بیشینه $n = 30$ ربات آورده شده است. در این شکل محور افقی بیانگر تعداد موقعیت‌های مسئله و محور عمودی زمان محاسباتی نظیر را نشان می‌دهد. در ادامه برای راحتی، رویکرد رتبه‌بندی فازی پیشنهادی و رویکرد رتبه‌بندی فازی [۱۹] را به ترتیب با رویکردهای ۱ و ۲ نمایش می‌دهیم.

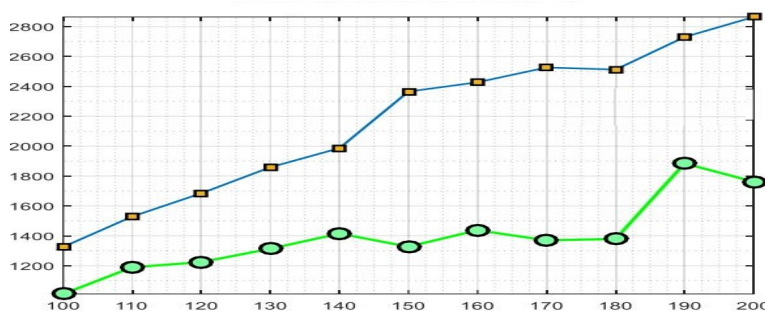
محاسبات مورد نظر با سیستمی با مشخصات CPU E5-2650V3@ 2.3GHZ, intel(R) xeon(R) و رم ۳۲ G انجام شده است.

بر اساس نتایج حاصل از نمودار ۸، مشاهده می‌شود که

الف. صرف‌نظر از تعداد موقعیت‌های موجود، رویکرد ۱ (نمودار سبز) در مقایسه با رویکرد ۲ (نمودار آبی) از زمان محاسباتی کمتری برخوردار است.

ب. با افزایش تعداد موقعیت‌ها، اختلاف زمان محاسباتی دو رویکرد با برتری (کاهش زمان محاسباتی) رویکرد ۱، افزایش می‌یابد.

ج. زمان پردازش رویکرد ۱ نسبت به رویکرد ۲، از وابستگی (حساسیت) کمتری نسبت به تعداد موقعیت‌ها برخوردار است و به بیان دیگر، می‌توان گفت این الگوریتم از پایداری بیشتری برخوردار است.



نمودار ۸: زمان محاسباتی دو رویکرد رتبه‌بندی فازی

در جدول ۳ زمان محاسباتی (بر حسب ثانیه) مربوط به دو رویکرد IF-MDMTSP-SA و IF-MDMTSP-GA در حل مسائل MD-MTSP با ابعاد کوچک، صرفاً مربوط به مرحله ۲ الگوریتم ۱، آورده شده است.

جدول ۳: زمان محاسباتی مربوط به اجرای مرحله ۲ الگوریتم ۱

تعداد ربات و موقعیت‌ها	زمان محاسباتی با GA	زمان محاسباتی با SA
ده موقعیت و سه ربات	۷۶۰/۲۹۶	۲۰۴/۵۴۶
بیست موقعیت و سه ربات	۹۹۵/۴۷۴	۳۲۱/۷۳۸
سی موقعیت و سه ربات	۱۲۴۶/۰۷۳	۵۳۶/۹۰۷

نتایج عددی حاکی از اختلاف محسوس زمان محاسباتی مربوط به الگوریتم SA و GA می‌باشد. با توجه به مطالب اشاره شده می‌توان نتیجه بیان شده در خصوص حساس بودن الگوریتم IF-MDMTSP نسبت به نوع الگوریتم فراابتکاری به کار رفته را مجدداً تأیید کرد. بنابراین تلفیق الگوریتم IF-MDMTSP با یک الگوریتم فراابتکاری مناسب در مرحله‌ی ساخت مسیر در الگوریتم ۱، می‌تواند زمان پردازش عملکرد الگوریتم IF-MDMTSP را به طور محسوسی بهبود بخشد.

۶. نتیجه‌گیری

در این مقاله با تعریف مفهوم جدید چیره‌گی فازی، معیار "درجه نزدیکی گوسی" که مبتنی بر درجه عضویت فازی است، به منظور رتبه‌بندی و مقایسه جواب‌های پارتو در یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه پیشنهاد شد. بر این اساس با محاسبه میزان نزدیکی بردارهای توابع هدف در یک جبهه پارتو به بردار مرجع یا بردار ایده‌آل، کیفیت بردارهای توابع هدف مورد ارزیابی قرار گرفت. پیچیدگی زمانی این معیار پیشنهادی برخلاف معیار فازی موجود که دارای پیچیدگی نمایی وابسته به تعداد اهداف مسئله و نیز تعداد متغیرهای زبانی مورد استفاده می‌باشد، یک رابطه خطی با تعداد اهداف مسئله دارد و نقش تعداد متغیرهای زبانی در افزایش پیچیدگی زمانی معیار فازی، حذف شده است. در ادامه با تلفیق این معیار پیشنهادی با الگوریتم‌های فراابتکاری، رویکردی با عنوان IF-MDMTSP برای حل مسئله فروشندگان دوره‌گرد چند ایستگاهی (MD-MTSP) که یک مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه است، ارائه و مورد استفاده قرار گرفت. نتایج عددی نشان دادند که رویکرد IF-MDMTSP با بکارگیری الگوریتم SA علاوه بر کاهش محسوس زمان محاسباتی، در بهبود کیفیت جواب‌های تولید شده نیز مؤثر است. به دلیل شباهت فرایند مرحله تخصیص با ساختار خوشه‌بندی، حل یک مسئله‌ی MD-MTSP با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی فازی به خصوص خوشه‌بندی‌های هوشمند فازی در مرحله تخصیص، می‌تواند مبنای کار تحقیقاتی بعدی علاقه‌مندان قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

از پیشنهادهای ارزشمند داوران محترم که بی‌تردید ارتقاء سطح کیفی مقاله را موجب شده است، تشکر و سپاس‌گزاری می‌شود.

References

1. عالم تبریز، م. زندیه، الگوریتم‌های ابتکاری در بهینه‌سازی ترکیبی. انتشارات صفار. چاپ سوم ۱۳۹۲.
2. علایی فرادنبه، م. علایی، طراحی الگوریتم. تهران: انتشارات راه، ۱۳۹۲.
3. ک. عشقی، م. کریمی‌نسب، تحلیل الگوریتم‌ها و طراحی روش‌های ابتکاری. تهران: دانشگاه صنعتی شریف، مؤسسه انتشارات علمی، ۱۳۹۵.
4. E. Baytürk, S. Esnaf, and T. Kucukdeniz, Two-phase fuzzy C-means and genetic algorithm for food distribution. In: Durakbasa N.M., Gençyılmaz M.G. (eds) Digital Conversion on the Way to

Industry 4.0. ISPR 2020. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham (2021).

5. R. Bolaños, M. Echeverry, and J. Escobar, A multiobjective nondominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) for the multiple traveling salesman problems. *Decis. Sci. Lett.* **4** (2015), 559–568.
6. O. Cheikhrouhou, A. Koubâa, and H. Bennaceur, Move and improve: A distributed multi-robot coordination approach for multiple depots multiple travelling salesmen problem. In: *IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)* (2014), 28–35.
7. K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans. Evol. Comput.* **6** (2002), 182–197.
8. P. Fazli, A. Davoodi, P. Pasquier, and A.K. Mackworth, Complete and robust cooperative robot area coverage with limited range. In: *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, (2010), 5577–5582.
9. F. Hassanpour, and M. R. Akbarzadeh-T, Solving a multi-traveling salesmen problem using a mamdani fuzzy inference engine and simulated annealing search algorithm, *10th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE)*, (2020), 648-653.
10. I. Lester, Simulated annealing practice versus theory. *Math. Model. Comput.* **18** (11) (1993), 29-57.
11. A. M. Khamis, A. M. Elmogy, and F. O. Karray, Complex task allocation in mobile surveillance systems. *J. Intell. Robot Syst.*, **64** (2011), 33–55.
12. A. Koubâa, S. Trigui, and I. Châri, Indoor surveillance application using wireless robots and sensor networks: Coordination and path planning. In: *Mobile Ad Hoc Robots and Wireless Robotic Systems: Design and Implementation*, (2012), 19–57.
13. R. T. Marler, and J. S. Arora, The weighted sum method for multiobjective optimization: New insights. *Struct. Multidiscip. Optim.* **41**(2010), 853–862.
14. G. Mavrotas, Effective implementation of the ϵ -constraint method in multi-objective mathematical programming problems. *Appl. Math. Comput.* **213** (2009), 455–465.
15. N. Moradi and S. Shadrokh, A simulated annealing optimization algorithm for equal and unequal area construction site layout problem. *Int. J. Res. Ind. Eng.*, **8** (2) (2019), 89-104.
16. I. Nikolić, Total time minimizing transportation problem. *J. Oper. Res.* **17** (1) (2007), 125–133.
17. C. Pippin, H. Christensen, and L. Weiss, Performance based task assignment in multi-robot patrolling. In: *Proceedings of the 28th annual ACM symposium on applied computing*, (2013), 70–76.
18. V. A. Shim, K. C. Tan, and C. Y. Cheong, A hybrid estimation of distribution algorithm with decomposition for solving the multiobjective multiple traveling salesman problem. *IEEE Trans. Syst.*

Man Cybern. C. Appl. Rev. **42** (2012a), 682–691.

19. S. Trigui, O. Cheikhrouhou, A. Koubaa, U. Baroudi, and H. Yousse, FL-MTSP: A fuzzy logic approach to solve the multi-objective multiple traveling salesman problem for multi-robot systems, *Soft Comput.*, **21** (2016), 7351–7362.

20. M. Wang, T. Ma, G. Li, X. Zhai, and S. Qiao, Ant colony optimization with an improved pheromone model for solving MTSP with capacity and time window constraint, In: *IEEE Access*, **8** (2020), 106872-106879.

21. X. Wang, D. Liu, M. Hou, A novel method for multiple depot and open paths, Multiple Traveling Salesmen Problem. In: 11th IEEE International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), IEEE, (2013), 187–192.

22. M. Yousefikhoshbakht, F. Didehvar, and F. Rahmati, Modification of the ant colony optimization for solving the multiple traveling salesman problems. *Roman Acad. Sect. Inf. Sci. Technol.* **16** (2013), 65–80.