Journal of Industrial Innovations 3(1) (2025) 66 – 83

Industrial Innovations

https://jii.araku.ac.ir

ISSN: 3092-7811

Integrated Optimization of Routing and Scheduling for Nursing Services Considering Healthcare Operational Constraints: A case study in Kermanshah

Babak Yousefi Yegane [a*]

[a] Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering Management, Kermanshah University of Technology, Kermanshah, Iran.

Original Article

Use your device to scan and read the article online

Citation: Yousefi Yegane B, Integrated Optimization of Routing and Scheduling for Nursing Services Considering Healthcare Operational Constraints: A case study in Kermanshah. Industrial Innovations. 2025;3 (1):66 -83.

https://doi.org/10.61882/jii.3.1.66

KEYWORDS

Nurse Routing Problem;
Simulated Annealing;
Learning Algorithms;
Combinatorial Optimization;
Patient Time Windows.

ABSTRACT

Nurse routing is a key challenge in healthcare operations management, requiring optimal patient-to-nurse assignment and precise scheduling of visits within specific time windows during which patients must receive care. Given the combinatorial complexity of the problem and the presence of strict temporal and capacity constraints, developing efficient and reliable solution approaches is of critical importance for real-world applicability.

In this study, a comprehensive mixed-integer programming (MIP) model is developed to simultaneously address both the assignment of patients to available nurses and the detailed scheduling of visits. The model fully respects hard time windows, nurse availability, and care delivery requirements. The exact solution of the model using the open-source solver GLPK within the Pyomo framework demonstrates acceptable performance for small-scale problem instances. However, the computational time escalates significantly as the problem size increases, limiting the practical usability of the exact method for large cases. To overcome this limitation, a learning-based simulated annealing (SA) algorithm is designed and implemented. By incorporating adaptive learning mechanisms, including reinforcement learning strategies such as Q-learning, this approach improves the efficiency and intelligence of the search process. The proposed metaheuristic enables the discovery of high-quality solutions within reasonable computation times, even for large-scale instances. Experimental results demonstrate that the learning-enhanced SA algorithm significantly outperforms exact methods in terms of both solution quality and computational efficiency. This research not only contributes to the advancement of optimization techniques in healthcare logistics but also highlights the practical value of hybrid metaheuristics in handling complex, real-world scenarios. The model was validated through a real case study in Kermanshah, Iran, and results indicate considerable improvements in resource utilization, nurse workload balance, and service timeliness.

Extended Abstract

1. Introduction

Home healthcare routing and scheduling problems (HHCRSP) have emerged as a critical area of study in healthcare operations management due to increasing demands for medical services, driven by the aging population, rising healthcare costs, and hospital capacity limitations. These problems involve assigning a limited number of nurses to patients across time and space while respecting hard constraints such as service time windows, care continuity, skill matching,

* Corresponding author.
E-mail address: bys.yegane@kut.ac.ir
DOI: https://doi.org/10.61882/jii.3.1.66
Received: July 27, 2025; Received in revised form: November 4, 2025; Accepted: November 15, 2025.
Article type: Research Paper

and nurse availability. Unlike classical vehicle routing problems, HHCRSPs are significantly more complex due to patient-specific care needs, regulatory constraints, and the human-centric nature of service delivery. Despite extensive research employing exact and metaheuristic algorithms, limited attention has been given to leveraging learning-based optimization methods in this domain. This study aims to fill this gap by developing an integrated mathematical model and proposing a learning-enhanced simulated annealing approach to solve real-world, large-scale HHCRSP instances effectively.

2. Implications of the Research

The proposed approach offers a practical and scalable solution to optimize the delivery of home nursing services, enabling healthcare providers to reduce operational costs while maintaining high service quality. By integrating reinforcement learning into the simulated annealing framework, the algorithm dynamically adapts its search behavior, leading to higher-quality solutions in significantly shorter computation times. The model's ability to handle strict healthcare constraints, such as hard time windows and service continuity, makes it highly applicable to real-world settings. From a managerial perspective, the research supports strategic decision-making in resource planning, nurse scheduling, and service prioritization under uncertainty. Furthermore, the proposed methodology provides a flexible foundation for future enhancements, including multi-period planning, stochastic demand modeling, and patient-centric service optimization in digital health platforms.

3. Conclusion

This research proposes an integrated model for optimizing home nurse routing and scheduling under strict healthcare constraints. A hybrid solution using simulated annealing enhanced by reinforcement learning achieves high-quality results with reduced computation time. The method significantly reduces the number of active nurses while ensuring timely care for all patients. It also produces compact, conflict-free schedules with minimal idle time. The approach demonstrates strong practical potential and future work may include multi-period planning, uncertainty modeling and real-world implementation in healthcare systems.

نوآوری‌های صنعتی، دوره ۳، شماره ۱، سال ۱۴۰۴، صفحات ۶۶ تا ۸۳

نوآوری‌های صنعتی

شاپا: ۷۸۱۱-۳۰۹۲

بهینه‌سازی یکپارچه مسیر و زمان‌بندی خدمات پرستاری با در نظر گرفتن محدودیت‌های عملیاتی حوزه سلامت: مطالعه موردی در شهر کرمانشاه

بابک یوسفی یگانه[الف*]

[الف] گروه مهندسی صنایع، دانشکده مدیریت مهندسی، دانشگاه صنعتی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.

واژگان کلیدی

مساله مسیریابی پرستاران؛ شبیه سازی تبرید؛ الگوریتم‌های یادگیری؛ بهینه سازی ترکیباتی؛ پنجره زمانی بیماران.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۰۵

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۸/۱۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۲۴

چکیده

مسیریابی پرستاران به‌عنوان یکی از مسائل کلیدی در مدیریت عملیات سلامت، نیازمند برنامه‌ریزی بهینه تخصیص بیماران و زمان‌بندی دقیق ویزیت‌ها با رعایت بازه‌های زمانی مشخصی است که بیماران باید در آن‌ها تحت مراقبت قرار گیرند. با توجه به پیچیدگی ترکیبی مسئله و محدودیت‌های زمانی، ارائه راهکارهای مؤثر و قابل‌اعتماد اهمیت ویژه‌ای دارد. در این مطالعه، یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط [1] توسعه‌یافته است که تخصیص بیماران به پرستاران و زمان‌بندی بازدیدها را با در نظر گرفتن این بازه‌های زمانی به‌طور جامع مدل می‌کند. حل دقیق مدل با استفاده از سالور GLPK و محیط Pyomo انجام شده است؛ اما با افزایش اندازه مسئله، زمان حل این روش‌ها به‌شدت افزایش می‌یابد. به‌منظور مقابله با این چالش، الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر یادگیری طراحی و پیاده‌سازی شده است که با بهره‌گیری از مکانیزم‌های یادگیری، بهبود عملکرد جستجو و یافتن راه‌حل‌های با کیفیت بالا را در زمان‌های محاسباتی قابل‌قبول ممکن می‌سازد. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این روش فراابتکاری، به‌خصوص در مسائل بزرگ‌تر، عملکرد به‌مراتب بهتری نسبت به روش‌های دقیق داشته و توانسته تعادل مناسبی میان کیفیت راه‌حل و سرعت اجرا برقرار کند. مدل بر روی یک مطالعه موردی واقعی مربوط به بیماران یکی از بیمارستان‌های شهر کرمانشاه پیاده‌سازی شده و نتایج حاکی از اثربخشی عملی مدل در بهبود کیفیت و کارایی خدمات پرستاری است.

۱- مقدمه

مسیریابی پرستاران به‌عنوان یکی از مسائل کلیدی در مدیریت عملیات سلامت، نیازمند برنامه‌ریزی بهینه تخصیص بیماران و زمان‌بندی دقیق ویزیت‌ها با رعایت بازه‌های زمانی مشخصی است که بیماران باید در آن‌ها تحت مراقبت قرار گیرند. با توجه به پیچیدگی ترکیبی مسئله و محدودیت‌های زمانی، ارائه راهکارهای مؤثر و قابل‌اعتماد اهمیت ویژه‌ای دارد. مسئله مسیریابی پرستاران[2] به‌عنوان یکی از مسائل پیچیده بهینه‌سازی ترکیبی در حوزه مدیریت عملیات سلامت شناخته می‌شود که در آن مجموعه‌ای از پرستاران باید به‌منظور ارائه خدمات مراقبتی، بیماران را ویزیت کنند [۱]. این مساله در ادبیات موضوع با عناوین دیگری نیز شناخته شده است.[3] هر پرستار دارای محدودیت زمانی کاری است که مجموع زمان صرف شده برای ارائه خدمات به بیماران و زمان جابجایی بین آن‌ها نباید از آن تجاوز نماید. رشد روزافزون صنعت مراقبت‌های بهداشتی در منزل در دهه‌های

[1] Mixed Integer Linear Programming (MILP)
[2] Nurse Routing Problem (NRP)
[3] Home Health Care (HHC)

* نویسنده مسئول؛

آدرس پست الکترونیک: bys.yegane@kut.ac.ir

اخیر، تحت تأثیر عواملی همچون افزایش جمعیت سالمند، تعداد بالای افراد دارای ناتوانی، هزینه‌های رو به رشد خدمات درمانی و محدودیت ظرفیت در مراکز درمانی بوده است. بیماران نیازهای متنوعی دارند؛ از جمله کمک در فعالیت‌های روزانه، تعویض پانسمان، کنترل دارو، فیزیوتراپی، گفتاردرمانی و انجام آزمایش‌ها یا مراجعات بیمارستانی. ارائه خدمات بهداشتی در منزل به دلیل محیط آرام و آشنای خانه، برای بیماران بسیار ساده‌تر و دلپذیرتر از مراجعه به مراکز درمانی است. در دو دهه گذشته، مراقبت‌های بهداشتی در منزل به یکی از حوزه‌های پر رشد اقتصاد جهانی تبدیل‌شده و تنها در ایالات‌متحده بیش از ده هزار شرکت به ارائه خدمات درمانی، توان‌بخشی و تسکینی در منزل مشغول‌اند. این روند در اغلب کشورهای توسعه‌یافته نیز مشهود است [۲].

با افزایش فشارهای رقابتی در عرصه خدمات، شرکت‌های ارائه‌دهنده مراقبت‌های سلامت ناگزیرند روش‌هایی نوین برای کاهش هزینه‌ها، بهبود کیفیت خدمات، و افزایش بهره‌وری عملیاتی اتخاذ کنند. تحقق این اهداف نیازمند تصمیم‌گیری‌های منطقی در زمینه جذب و تخصیص منابع انسانی و بهره‌برداری حداکثری از ظرفیت‌های موجود است. بنابراین، کارایی، انعطاف‌پذیری و پایداری این سیستم‌های مراقبتی، برای پاسخ‌گویی به نوسانات عرضه و تقاضا، از اهمیت بالایی برخوردار است.

در این میان، برنامه‌ریزی زمان‌بندی و مسیر حرکت پرستاران، به‌عنوان بخش کلیدی عملیات روزمره سیستم HHC، نقش تعیین‌کننده‌ای دارد. در این فرآیند، پرستاران باید با رعایت محدودیت‌هایی نظیر دسترسی، تطابق مهارت‌ها و زمان کاری، به بیماران اختصاص داده شوند. اگرچه مسئله خدمات سلامت در منزل شباهت‌هایی با مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با پنجره‌های زمانی[1] دارد، اما به دلیل وجود قیود پیچیده‌تری همچون نوع خدمات مورد نیاز، استمرار خدمات برای بیماران خاص، سطح رضایت بیمار و محدودیت منابع انسانی، از جنبه‌های مختلف پیچیده‌تر و واقع‌گرایانه‌تر است. بخش عمده‌ای از پژوهش‌های پیشین در این حوزه، بر زمان‌بندی و مسیریابی پرستاران با هدف کاهش فاصله طی‌شده تمرکز داشته‌اند. در برخی مطالعات، استراتژی‌های ناحیه‌بندی یا پیوستگی مراقبت مدنظر قرار گرفته و در برخی دیگر، کیفیت خدمات و سطح رضایت بیماران و پرستاران موردبررسی قرار گرفته‌اند. بااین‌حال، اغلب این تحقیقات فرض می‌کنند که تمامی پرستاران موجود باید به همه بیماران اختصاص داده شوند، بدون آنکه تصمیم‌گیری هم‌زمان در مورد جذب پرستار، انتخاب بیماران و یکپارچه‌سازی بیماران و منابع انسانی جدید در سیستم برنامه‌ریزی لحاظ شود.

درحالی‌که شرکت‌های خصوصی HHC مانند سایر بنگاه‌های اقتصادی، نیازمند پایداری مالی برای تداوم فعالیت و رشد هستند، ضروری است تصمیم‌گیری‌های بهینه‌ای در مورد استخدام پرستار و پذیرش بیماران جدید اتخاذ شود. برای مثال، در صورت کمبود ظرفیت یا عدم تطابق مهارت‌ها، ممکن است برخی بیماران به سایر مراکز ارجاع داده شوند، یا به دلایل اقتصادی، بیماران نواحی دوردست در اولویت تخصیص قرار نگیرند. بنابراین، لازم است تصمیم‌گیری درباره زمان‌بندی، مسیریابی، استخدام پرستار و انتخاب بیمار، به‌صورت هم‌زمان و یکپارچه انجام گیرد تا عملکرد کلی سیستم بهینه گردد.

توزیع دارو در بیمارستان‌ها به‌عنوان یکی از مهم‌ترین و حیاتی‌ترین فرآیندهای لجستیکی، نقش تعیین‌کننده‌ای در کیفیت خدمات درمانی و سلامت بیماران ایفا می‌کند. این فرآیند شامل انتقال دارو از محل تهیه یا ذخیره‌سازی (مانند داروخانه یا ایستگاه پرستاری) به دست بیماران بستری در بخش‌های مختلف بیمارستان است. دقت، سرعت و به‌موقع بودن این انتقال، تأثیر مستقیم بر اثربخشی درمان و جلوگیری از بروز عوارض جانبی ناخواسته دارد. برخلاف بسیاری از فرآیندهای لجستیکی معمول، توزیع دارو در محیط بیمارستان با پیچیدگی‌های خاصی همراه است که آن را از مسائل مسیریابی مرسوم متمایز می‌سازد. یکی از این پیچیدگی‌ها، وجود محدودیت‌های زمانی سخت و دقیقی است که به‌صورت پنجره‌های زمانی تحویل دارو تعریف می‌شوند؛ به‌گونه‌ای که تحویل دارو خارج از این بازه‌ها می‌تواند اثر درمانی دارو را کاهش دهد یا حتی مخاطرات جدی برای بیمار ایجاد نماید. علاوه بر این، ظرفیت حمل دارو توسط پرستاران محدود است و باید برنامه‌ریزی مسیر به‌گونه‌ای انجام شود که ضمن پوشش همه بیماران، بهینه‌ترین استفاده از ظرفیت صورت گیرد. همچنین، بیمارستان‌ها دارای پروتکل‌های بهداشتی و کنترل

[1] Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW)

عفونت سخت‌گیرانه‌ای هستند که بر فرآیند توزیع دارو تأثیر می‌گذارند و موجب پیچیدگی‌های عملیاتی خاص می‌شوند. به‌عنوان‌مثال، در مواردی که بیماران در وضعیت ایزولاسیون قرار دارند، پس از تحویل دارو به این بیماران، الزام بازگشت پرستار به محل دپو برای ضدعفونی تجهیزات و خود پرستار ایجاد محدودیت‌هایی در مسیرهای توزیع می‌کند.

۲- مرور ادبیات مسائل مسیریابی و زمان‌بندی خدمات سلامت

با توجه به پیچیدگی ذاتی مسئله مسیریابی و زمان‌بندی پرستاران، پژوهش‌های گسترده‌ای در دهه‌های اخیر برای ارائه مدل‌ها و روش‌های حل کارآمد انجام شده است. در این بخش، ادبیات موضوع در چهار محور اصلی طبقه‌بندی و بررسی می‌شود: چارچوب کلی مسئله، اهداف و محدودیت‌های کلیدی، روش‌های حل متداول و در نهایت خلأ پژوهشی که این تحقیق درصدد پر کردن آن است.

مسائل مسیریابی و زمان‌بندی مراقبت‌های بهداشتی نوعی از مسائل پیچیده بهینه‌سازی ترکیباتی هستند [۳] که هدف آن‌ها برنامه‌ریزی و مسیریابی مؤثر برای اعزام متخصصان سلامت ازجمله پرستاران، پزشکان و درمانگران به منازل بیماران به‌منظور ارائه خدمات پزشکی است. این مسائل گسترشی از مسئله مسیریابی وسایل نقلیه هستند، با این تفاوت که محدودیت‌های خاص حوزه سلامت نیز در آن‌ها لحاظ می‌شود؛ محدودیت‌هایی نظیر پنجره‌های زمانی برای ویزیت بیماران، نیاز به مهارت‌های خاص مراقب برای هر بیمار، ویزیت‌های هم‌زمان[1] برای برخی بیماران و تداوم مراقبت که بر ثبات تیم مراقبتی در طول زمان تأکید دارد [۴]؛ این مساله در ادبیات موضوع از نظر افق برنامه‌ریزی به دو دسته تک‌دوره‌ای و چنددوره‌ای تقسیم شده است[۵]. مساله موردبحث درواقع یک توسعه کاربردی از مساله مسیریابی وسایل نقلیه است با هدف ایجاد یکپارچگی در ارائه خدمات پزشکی و مراقبتی حوزه سلامت و همچنین ارائه خدمات درمانی و مراقبتی در منزل طراحی شده است [۶]. با توجه به ماهیت پیچیده مساله، تاکنون رویکردهای متعددی مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری و یا رویکردهای ابتکاری سطح بالا برای مواجه با پیچیدگی ذاتی مساله توسعه یافته است [۷]. مساله موردبررسی را می‌توان از جنبه‌های مختلف مورد بررسی قرار داد؛ به‌عنوان‌مثال از دیدگاه لجستیکی هدف مساله کمینه‌سازی تخصیص پرستاران به بیماران با ملاحظاتی نظیر پنجره زمانی بیمار است [۸] و از منظر بیمار محور بودن مساله، دریافت خدمات باکیفیت و به‌موقع، از اهمیت بالایی برخوردار است [۹]. از منظر کمینه‌سازی هزینه‌هایی نظیر هزینه یا زمان سفر و در نظر گرفتن کل هزینه‌های سیستم درمانی مطالعات متعددی انجام شده است که ازجمله آنها می‌توان به پژوهش انجام شده توسط ژائو و بارد [۱۰] اشاره نمود. گابی و همکاران [۱۱] یک مدل برنامه‌ریزی خطی مختلط برای مساله مسیریابی پرستاران ارائه کردند و دو رویکرد جستجوی متغیر همسایگی و همچنین الگوریتم شاخه و کران را برای حل مدل ریاضی مورد استفاده قرار دادند. راسموسن و همکاران [۱۲] یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح برای مسئله مسیریابی و زمان‌بندی خدمات مراقبت در منزل با بازه‌های زمانی توسعه دادند که زودترین و دیرترین زمان‌ها برای شروع هر ویزیت را تعیین می‌کند. در چنین مسئله‌ای، اغلب پوشش تمام ویزیت‌ها در بازه‌های زمانی مشخص‌شده غیرممکن است. در نتیجه، برخی از ویزیت‌ها باید به تعویق بیفتند یا بدون پوشش باقی بمانند. مانرابا و مانسینی [۱۳] یک مدل بهینه‌سازی ارائه کردند که با در نظرگرفتن محدودیت‌های خاص منابع، سود حاصل از پوشش هر ویزیت مراقبت در منزل را حداکثر می‌کند. آن‌ها ویزیت‌ها را به گروه‌های مختلف تقسیم‌بندی کردند و یک حداقل تعداد برای خدمات ارائه‌شده از هر نوع تعریف کردند. لئو و همکاران [۱۴] به بررسی مسئله زمان‌بندی و مسیریابی پرستار خانگی با در نظر گرفتن ماهیت تصادفی زمان‌های سفر و خدمت پرداختند. آن‌ها برای حل این مسئله پیچیده، از مدل ریاضی مبتنی بر مسیر و الگوریتم شاخه و قیمت‌گذاری[2] به همراه روش تقریب گسسته استفاده کردند. نتایج تجربی نیز بر اهمیت در نظر گرفتن عدم قطعیت در این نوع مسائل تأکید دارد. با توجه به اهمیت فوق‌العاده فرآیند توزیع دارو در بیمارستان‌ها و پیچیدگی‌های عملیاتی آن، مطالعات متعددی در زمینه مدل‌سازی و بهینه‌سازی این فرآیند صورت گرفته است. یک الگوریتم ژنتیک با کلید تصادفی توسط کومِر و همکاران [۱۵] برای مساله مسیریابی پرستاران با پنجره زمانی نرم ارائه شده است. نتایج الگوریتم توسعه‌یافته نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک ارائه‌شده بهبودهای قابل‌توجهی در نتایج عددی ایجاد کرده است. با در نظر گرفتن پنجره زمانی سخت، یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی دو هدفه توسط اولادزاد و همکاران [۱]

[1] Synchronized Visits
[2] Branch-and-Price

ارائه‌شده است و با توجه به پیچیدگی ذاتی مساله، الگوریتم جستجوی تکراری[1] برای حل مساله مورداستفاده قرار گرفته است. یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح یکپارچه و سه مرحله‌ای توسط موسوی و همکاران [۱۶] برای فرموله‌سازی مسئله برنامه‌ریزی مسیر بازدید خانگی در چند دوره زمانی و به‌منظور حداقل‌سازی فاصله روزانه/کل پیمایش‌شده پیشنهاد شده که در آن هرروز به ۱۴ بازه یک‌ساعته از ساعت ۷ صبح تا ۹ شب تقسیم‌شده است. هِچینگ و همکاران [۱۷] از یک روش بهینه‌سازی دقیق برای تحویل مراقبت سلامت در منزل استفاده کردند که مبتنی بر تجزیه بندرز است. در مقابل روش‌های کلاسیک بندرز، برخی الگوریتم‌ها امکان تجزیه طبیعی مسئله به یک مسئله اصلی که با برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح حل می‌شود و یک زیر مسئله که به مسائل کوچک‌تر زمان‌بندی تفکیک می‌شود و با برنامه‌ریزی محدودیت حل می‌گردد را فراهم می‌کند. یک مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح برای مسئله یکپارچه تخصیص نیروی انسانی، مسیریابی و زمان‌بندی در خدمات مراقبت سلامت توسط صائمی [۱۸] ارائه شده است. مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن محدودیت‌های عملیاتی از جمله پنجره‌های زمانی، تطابق مهارتی، تداوم مراقبت و مقررات کاری، به دنبال دستیابی به اهداف سلسله‌مراتبی شامل کمینه‌سازی شیفت‌های اضافی، بیشینه‌سازی پاسخ به موارد اضطراری و بهینه‌سازی مدت مسیرها است. نتایج این مطالعه نشان داد تقویت مدل با نامساوی‌های معتبر منجر به بهبود عملکرد حل و افزایش تعداد مسائل بهینه‌شده می‌گردد. الژندی و همکاران [۵] در مطالعه‌ای به ارائه یک مدل برنامه‌ریزی خطی عدد صحیح مختلط برای مسائل تخصیص نیروی انسانی، مسیریابی و زمان‌بندی در سیستم مراقبت سلامت در منزل پرداختند. مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن محدودیت‌های پنجره زمانی، تطابق مهارتی، تداوم مراقبت و مقررات کاری، به دنبال کمینه‌سازی شیفت‌های اضافی و بیشینه‌سازی پاسخگویی به موارد اضطراری بود. نتایج مطالعه نشان داد که تقویت مدل با افزودن نامساوی‌های معتبر، منجر به بهبود قابل‌توجه عملکرد در حل مسائل و افزایش تعداد موارد بهینه شده، شده است. در جدول ۱ خلاصه‌ای از نتایج حاصل از مرور ادبیات موضوع ارائه شده است.

مرور منابع و مطالعات پیشین نشان می‌دهد که هرچند تاکنون روش‌های متنوعی برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده، از جمله الگوریتم‌های فراابتکاری، مورداستفاده قرارگرفته‌اند، اما بهره‌گیری از رویکردهای مبتنی بر یادگیری، به‌ویژه یادگیری تقویتی، در ترکیب با این الگوریتم‌ها هنوز به‌طور گسترده در حل مسائل واقعی موردتوجه قرار نگرفته است و از جمله مطالعاتی که از رویکردهای یادگیری تقویتی برای تحلیل و حل مساله موردنظر بهره گرفته‌اند می‌توان به مطالعه ماکلسون و همکاران [۱۹] اشاره نمود. بیشتر پژوهش‌ها بر استفاده مستقیم از الگوریتم‌های کلاسیک یا فراابتکاری متمرکز بوده‌اند و کمتر به امکان ارتقاء عملکرد این الگوریتم‌ها از طریق تلفیق آن‌ها با سازوکارهای یادگیری توجه شده است. این در حالی است که ترکیب هوشمندانه تکنیک‌های یادگیری با الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند به بهبود فرآیند جستجو، اجتناب از به دام افتادن در نقاط بهینه محلی و افزایش کیفیت پاسخ‌ها منجر شود. از این منظر، پژوهش حاضر با هدف پر کردن این خلأ تحقیقاتی، بر توسعه یک مدل ریاضی دقیق برای مسأله موردنظر و طراحی یک رویکرد فراابتکاری متمرکز است که در آن از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید به‌عنوان چارچوب اصلی استفاده شده و با بهره‌گیری از سازوکارهای یادگیری تقویتی، فرآیند تبرید به‌صورت هوشمند هدایت می‌شود تا منجر به تولید راه‌حل‌های باکیفیت‌تر و پایدارتر شود.

[1] Iterated Local Search (ILS)

جدول ۱ خلاصه مقالات منتخب در حوزه موردبررسی

مرجع	مساله موردبررسی	تک هدفه/چندهدفه	عدم اطمینان	رویکرد حل	پنجره زمانی	ترجیحات	رویکردهای یادگیری
[۱]	HHC	چند هدفه	✗	فراابتکاری	✓	بیمار	✗
[۳]	NRP	تک هدفه	✗	فراابتکاری	✗	پرسنل	✗
[۴]	HHC	تک هدفه	✗	ابتکاری	✓	بیمار	✗
[۵]	HHC	چند هدفه	✗	حل دقیق	✓	✗	✗
[۷]	NRP	تک هدفه	✗	یادگیری	✗	✗	✓
[۸]	HHC	چند هدفه	✓	فراابتکاری	✓	✗	✗
[۹]	HHC	تک هدفه	✗	فراابتکاری	✓	✗	✗
[۱۰]	HHC	تک هدفه	✗	حل دقیق	✓	✗	✗
[۱۱]	HHC / NRP	تک هدفه	✗	فراابتکاری	✗	✗	✗
[۱۲]	HHC	تک هدفه	✗	حل دقیق	✓	بیمار	✗
[۱۴]	HHC	چند هدفه	✓	حل دقیق	✓	✗	✗
[۱۵]	HHC	تک هدفه	✗	فراابتکاری	✓	✗	✗
[۱۶]	HHC	تک هدفه	✗	ابتکاری	✗	✗	✗
[۱۷]	HHC	تک هدفه	✗	حل دقیق	✓	✗	✗
[۱۸]	NRP	چند هدفه	✗	فراابتکاری	✗	پرسنل	✗
[۱۹]	NRP	تک هدفه	✗	یادگیری	✗	پرسنل	✓

با توجه به شکاف‌های تحقیقاتی شناسایی‌شده در ادبیات موضوع، تحقیق اخیر از چند منظر حاوی نوآوری است:

الف- مدلسازی یکپارچه: ارائه یک مدل ریاضی جامع که به‌صورت هم‌زمان تصمیم‌گیری در مورد مسیریابی و زمان‌بندی پرستاران، انتخاب بهینه بیماران و تخصیص منابع انسانی (استخدام پرستار) را در بر می‌گیرد. این رویکرد یکپارچه، شکاف موجود در مطالعات پیشین که عمدتاً بر یک یا دو جنبه متمرکز بودند، پر می‌کند و امکان را در اختیار تصمیم‌گیرندگان قرار می‌دهد تا با در نظر گرفتن محدودیت‌های مالی و عملیاتی، تصمیم‌های بهینه‌تری اتخاذ نمایند.

ب- تلفیق هوشمند روش‌های محاسباتی: توسعه یک الگوریتم فراابتکاری ترکیبی که در آن از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید به‌عنوان چارچوب اصلی استفاده‌شده و با یادگیری تقویتی تقویت می‌شود. این امر منجر به خروج از بهینه‌های محلی، بهبود روند جستجو و در نهایت دستیابی به راه‌حل‌های با کیفیت بالاتر و پایدارتر در مقایسه با روش‌های متعارف می‌شود.

۳- بیان مساله و مدل‌سازی ریاضی

افزایش تقاضا برای خدمات مراقبت‌های بهداشتی در سال‌های اخیر، سبب شده است که مدیریت مؤثر منابع انسانی و برنامه‌ریزی عملیات پرستاری به یکی از چالش‌های اصلی نظام سلامت تبدیل شود. در این میان، تخصیص بهینه پرستاران به بیماران و تعیین مسیر و زمان‌بندی بازدیدها به‌گونه‌ای که تمامی بیماران در بازه‌های زمانی مشخص خود خدمت دریافت کنند، از اهمیت بالایی برخوردار است. این مسأله که با عنوان مسئله مسیریابی و زمان‌بندی پرستاران[1] شناخته می‌شود، ماهیتی ترکیبی و پیچیده دارد و شامل محدودیت‌های متعددی ازجمله پنجره‌های زمانی سخت بیماران، محدودیت ظرفیت حمل دارو، زمان کاری پرستاران و الزامات بازگشت به مبدأ است. رویه‌های سنتی تخصیص و زمان‌بندی در مراکز درمانی، عموماً بر اساس تجربه پرسنل و بدون استفاده از ابزارهای بهینه‌سازی انجام می‌شوند، که منجر به بروز ناهماهنگی، افزایش تأخیر، اتلاف منابع انسانی و کاهش کیفیت خدمات می‌گردد. از سوی دیگر، روش‌های دقیق مبتنی بر مدل‌سازی ریاضی، اگرچه می‌توانند جواب‌های بهینه ارائه دهند، اما با افزایش ابعاد مسأله، زمان محاسباتی آن‌ها به‌صورت نمایی رشد کرده و عملاً برای کاربردهای واقعی در مقیاس بزرگ غیرعملی می‌شوند. این موضوع ضرورت بهره‌گیری از روش‌های فراابتکاری و یادگیری‌محور را برای یافتن راه‌حل‌های

[1] Nurse Routing and Scheduling Problem

باکیفیت در زمان معقول آشکار می‌سازد.

۳-۱- بیان مساله تحقیق

پژوهش حاضر با هدف بهینه‌سازی یکپارچه مسیر و زمان‌بندی خدمات پرستاری و با در نظر گرفتن محدودیت‌های عملیاتی حوزه سلامت طراحی شده است. در این پژوهش ابتدا یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط توسعه داده می‌شود که بتواند تخصیص بیماران به پرستاران و ترتیب بازدید آن‌ها را به‌صورت هم‌زمان مدل‌سازی کند. سپس به‌منظور رفع محدودیت‌های روش دقیق در ابعاد بزرگ، یک الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر یادگیری تقویتی طراحی می‌شود تا فرایند جستجوی راه‌حل‌های بهینه به‌صورت هوشمند هدایت گردد. این رویکرد ترکیبی امکان تطبیق پویا با شرایط مختلف، اجتناب از بهینه‌های محلی و دستیابی به کیفیت بالاتر راه‌حل‌ها را فراهم می‌کند.

مطالعه موردی انجام‌شده در یکی از بیمارستان‌های شهر کرمانشاه نشان می‌دهد که مدل و الگوریتم پیشنهادی قادرند با کاهش چشمگیر تعداد پرستاران فعال، افزایش تعادل بار کاری میان آنان و رعایت دقیق پنجره‌های زمانی بیماران، کارایی سیستم و کیفیت خدمات سلامت را به‌طور محسوسی بهبود بخشند. بنابراین، پژوهش حاضر در پی پاسخ به این پرسش اصلی است که: چگونه می‌توان با استفاده از مدل‌سازی ریاضی و ترکیب الگوریتم‌های فرابتکاری با یادگیری تقویتی، مسیر و زمان‌بندی خدمات پرستاری را به‌گونه‌ای بهینه کرد که ضمن رعایت قیود سخت عملیاتی، بهره‌وری منابع انسانی و کیفیت خدمات سلامت افزایش یابد؟

۳-۲ – مدلسازی ریاضی

در این پژوهش، با نوعی از مسئله مسیریابی وسایل خدمت‌رسانی مواجه هستیم که در آن مجموعه‌ای از پرستاران وظیفه دارند داروهایی را به بیماران در محل اقامت آن‌ها تحویل دهند. هر پرستار فعالیت خود را از یک ایستگاه مرکزی آغاز می‌کند و پس از مراجعه به تعدادی از بیماران، باید به همان ایستگاه بازگردد. هر بیمار تنها یک‌بار باید توسط یک پرستار بازدید شود. از جمله محدودیت‌های کلیدی مسئله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

محدودیت ظرفیت حمل دارو توسط هر پرستار: هر پرستار قادر به حمل مقدار محدودی دارو است که این ظرفیت نباید در هیچ مسیری نقض شود.

پنجره‌های زمانی سخت برای بیماران: هر بیمار دارای بازه زمانی مشخصی برای دریافت خدمات است که در صورت عدم مراجعه در این بازه، خدمت‌دهی نامعتبر تلقی می‌شود.

پوشش کامل تقاضا: تمامی بیماران باید در بازه زمانی مجاز خود خدمت دریافت کنند و هیچ بیماری نباید نادیده گرفته شود یا بیش از یک‌بار بازدید شود.

لزوم بازگشت به مبدأ: هر پرستار باید پس از اتمام خدمت‌رسانی به نقطه شروع خود بازگردد.

این مسئله ازلحاظ ساختاری، زیرمجموعه‌ای از مسائل مسیریابی وسایل نقلیه با پنجره زمانی سخت و محدودیت ظرفیت محسوب می‌شود. در این دسته از مسائل، هدف اصلی طراحی مسیرهای بهینه برای گروهی از خدمت‌رسان‌ها است به‌گونه‌ای که علاوه بر پوشش کامل مشتریان، محدودیت‌های موجود نیز رعایت شوند.

در این چارچوب، یکی از چالش‌های اصلی، تخصیص مناسب بیماران به پرستاران و تعیین ترتیب بازدید به‌گونه‌ای است که علاوه بر رعایت محدودیت‌های ظرفیت و زمان، بهره‌وری کلی سیستم نیز حفظ شود. بنابراین، طراحی مسیرهای منطقی و امکان‌پذیر در چنین فضایی دارای اهمیت بالایی بوده و تصمیم‌گیری در مورد توالی و ترکیب بیماران در هر مسیر از جنبه‌های اساسی مسئله به شمار می‌آید. در ادامه پارامترها، متغیرهای تصمیم و در نهایت مدل ریاضی مساله موردبحث ارائه شده است.
پارامترهای مدل ریاضی مساله به شرح زیر هستند:

پارامتر	توضیحات	پارامتر	توضیحات
P	مجموعه بیماران	(s_p, e_p)	پنجره زمانی مجاز برای بیمار p $(p \in P)$
N	مجموعه پرستاران	c_n	حداکثر ظرفیت زمانی پرستار شماره n $(n \in N)$ برای ارائه خدمات و جابه‌جایی میان بیماران در یک افق زمانی
d_p	مدت‌زمان خدمت‌رسانی به بیمار p $(p \in P)$	M	عدد بسیار بزرگ

در فرآیند مدلسازی، از متغیرهای تصمیم به شرح زیر استفاده شده است:

متغیرهای تصمیم	توضیحات
x_{np}	اگر پرستار n به بیمار p تخصیص یابد مقدار آن یک و در غیر اینصورت صفر خواهد شد
y_n	اگر پرستار n فعال باشد مقدار آن یک و در غیر اینصورت صفر خواهد شد.
t_p	زمان شروع خدمت‌رسانی به بیمار p
b_{ij}	اگر خدمت‌رسانی به بیمار i قبل از بیمار j باشد مقدار آن یک و در غیر اینصورت مقدار آن صفر خواهد شد.

با توجه به مفروضات مساله و همچنین پارامترها و متغیرهای تصمیم ارائه‌شده، مدل ریاضی مساله به‌صورت زیر خواهد بود:

$$Min \sum_{n \in N} y_n \quad (1)$$

$$\sum_{p \in P} x_{np} = 1 \quad \forall p \in P \quad (2)$$

$$\sum_{p \in P} x_{np} \leq |P|.y_n \quad \forall n \in N \quad (3)$$

$$\sum_{p \in P} d_p.x_{np} \leq c_n \quad \forall n \in N \quad (4)$$

$$s_p \leq t_p \leq e_p - d_p \quad (5)$$

$$t_i + d_i \leq t_j + M.(1 - b_{ij}) + M.(2 - x_{ni} - x_{nj}) \ \forall n \in N, \forall i,j \in P \ (i \neq j) \quad (6)$$

$$x_{np}, y_n, b_{ij} \in \{0,1\}; \ t_p \geq 0 \ \forall n \in N, \forall p \in P, \forall i,j \in P \ (i \neq j) \quad (7)$$

تابع هدف مساله به دنبال حداقل کردن کل پرستاران برای سرویس‌دهی به بیماران است، محدودیت شماره ۲ تضمین می‌دهد که هر بیمار توسط فقط یک پرستار سرویس داده شود و محدودیت شماره ۳ بیان می‌کند که سرویس‌دهی پرستار به بیمار تنها در صورتی است که پرستار موردنظر فعال باشد، محدودیت ظرفیت خدمت‌دهی هر پرستار با توجه به ظرفیت تخصیص داده‌شده به پرستار توسط رابطه شماره ۴ بیان‌شده است و رابطه شماره ۵ پنجره زمانی سرویس‌دهی به بیماران را تضمین می‌کند، در رابطه شماره ۶ نیز شرط پیش‌نیازی سرویس‌دهی به دو بیمار متوالی توسط یک پرستار تعیین‌شده است، در رابطه شماره ۷ نیز دامنه متغیرهای تصمیم مساله ارائه شده‌اند.

۴- روش حل و نتایج عددی

به‌منظور ارزیابی اثربخشی و کارایی مدل ریاضی و روش حل پیشنهادی، مجموعه‌ای از آزمایش‌های عددی طراحی و اجرا شد. در این راستا، مسئله موردنظر با دو رویکرد متفاوت حل گردید:

الف- روش دقیق مبتنی بر مدل‌سازی در محیط Pyomo و استفاده از حل‌کننده متن‌باز GLPK جهت دستیابی به جواب‌های بهینه،

ب- روش فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر رویکردهای یادگیری برای دستیابی به جواب‌های نزدیک به بهینه در زمان محاسباتی کمتر.

تمام محاسبات بر روی یک سیستم رایانه‌ای با مشخصات سخت‌افزاری پردازنده Intel Core i7 و حافظه رم ۱۶ گیگابایت

انجام شد. برای سنجش عملکرد هر روش، شاخص‌هایی نظیر مقدار تابع هدف نهایی، زمان محاسباتی، درصد بهبود نسبی، پایداری جواب در تکرارهای متوالی و توانایی حل مسائل با ابعاد مختلف مورد بررسی قرار گرفت. در مسائل با ابعاد کوچک، که حل بهینه توسط روش دقیق امکان‌پذیر بود، نتایج حاصل از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید با مقادیر بهینه مقایسه شد تا میزان خطای نسبی ارزیابی گردد. در مسائل بزرگ‌تر که حل دقیق در زمان معقول امکان‌پذیر نبود، عملکرد الگوریتم فراابتکاری بر اساس معیارهای همگرایی، کیفیت نسبی جواب و رفتار زمانی تحلیل شد. نتایج نشان می‌دهد که روش شبیه‌سازی تبرید در بسیاری از موارد توانسته است با صرف زمان محاسباتی به‌مراتب کمتر، جواب‌هایی با کیفیت قابل‌قبول و در برخی موارد نزدیک به مقدار بهینه ارائه دهد. در ادامه، جداول و نمودارهای مقایسه‌ای مربوط به هر دو روش ارائه شده است.

٤-١- شبه کد الگوریتم شبیه‌سازی تبرید تقویت‌شده با رویکردهای یادگیری

شبیه‌سازی تبرید به‌عنوان یکی از متاهوریستیک‌های مؤثر در حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی و پیوسته شناخته شده است. بااین‌حال، ساختار پایه‌ای SA که بر تولید تصادفی همسایه‌ها و پذیرش احتمالی آن‌ها مبتنی است، ممکن است در برخی مسائل پیچیده منجر به همگرایی کند یا سرعت بهینه‌سازی را کاهش دهد. به همین دلیل، ترکیب SA با سایر روش‌ها و به‌کارگیری تکنیک‌های مکمل، به‌منظور افزایش کارایی و قابلیت اطمینان آن، به‌طور گسترده موردمطالعه قرار گرفته است [۲۰]. یکی از رویکردهای مؤثر، ادغام SA با الگوریتم‌های یادگیری است. این ترکیب با بهره‌گیری از قابلیت یادگیری تقویتی یا یادگیری ماشین، امکان بهبود هوشمندانه فرآیند انتخاب همسایه‌ها، تنظیم پارامترهای کلیدی الگوریتم مانند دمای تبرید و نرخ سرد شدن و بهبود سیاست پذیرش را فراهم می‌کند [۲۱]. در چنین چارچوب‌هایی، الگوریتم یادگیری قادر است بر اساس بازخوردهای حاصل از بهینه‌سازی، رفتار خود را بهبود داده و تصمیم‌گیری‌های بهینه‌تری در جهت هدایت جستجو اتخاذ نماید. به‌عبارت‌دیگر، یادگیری در این ساختارها موجب می‌شود تا نه‌تنها پارامترهای کنترل‌کننده SA به‌صورت پویا و بهینه تنظیم شوند، بلکه خود الگوریتم با توجه به تجربه‌های قبلی بتواند سیاست بهتری برای انتخاب حرکت‌های جستجو و پذیرش راه‌حل‌ها بیاموزد [۲۲].

در روش‌های یادگیری تقویتی مبتنی برQ-learning، که به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های کلاسیک یادگیری بدون مدل شناخته می‌شود، عامل یادگیرنده از طریق تعامل با محیط، مقادیر تابع ارزش حالت-عمل (Q-values) را به‌روزرسانی می‌کند تا به سیاست بهینه دست یابد [۲۳]. در ترکیب باSA ، این Q-values می‌تواند جهت انتخاب بهتر اپراتورهای جابجایی یا ساخت همسایه‌ها و همچنین تنظیم پارامترهای حساس به کیفیت راه‌حل استفاده شود. بنابراین، پارامترهای کنترل SA به کمک بازخورد یادگیری به‌صورت خودتنظیمی و هوشمند بهبود می‌یابند و این موضوع منجر به افزایش سرعت همگرایی و کیفیت نهایی راه‌حل می‌شود [۲۴].

جدول ۲ شبه کد الگوریتم شبیه‌سازی تبرید تقویت‌شده با الگوریتم‌های یادگیری

$Algorithm\ SimulatedAnnealing_RL(problem_data, max_iter, T0, cooling_rate)$:

1. $Initialize$:
   - $Q - values\ for\ operators: swap, move, adjust_time$
   - $current_solution \leftarrow ConstructInitialSolution(problem_data)$
   - $current_cost \leftarrow Evaluate(current_solution)$
   - $best_solution \leftarrow current_solution, best_cost \leftarrow current_cost$
   - $temperature \leftarrow T0$

2. $For\ iteration = 1\ to\ max_iter$:
   a. $Select\ operator\ using\ \varepsilon - greedy(Q - values)$
   b. $new_solution \leftarrow ApplyOperator(current_solution, operator)$
   c. $new_cost \leftarrow Evaluate(new_solution)$
   d. $If\ new_cost\ better\ or\ accepted\ by\ Metropolis$:
      - $current_solution \leftarrow new_solution$
      - $Update\ best_solution\ if\ improved$
   e. $Update\ Q - value\ of\ operator\ using\ reward\ signal$
   f. $Adjust\ penalty\ weights\ if\ constraint\ violations\ \uparrow$
   g. $Update\ temperature\ (adaptive\ cooling)$
   h. $If\ convergence\ or\ temperature < threshold: break$

3. $Return\ best_solution$

در مجموع، ادغام SA با الگوریتم‌های یادگیری نه‌تنها باعث افزایش کارایی در جستجوی فضای راه‌حل می‌شود، بلکه پایداری و انعطاف‌پذیری الگوریتم را در مواجهه با مسائل پیچیده‌تر و بزرگ‌مقیاس بهبود می‌بخشد، که این موضوع توجه زیادی در تحقیقات اخیر به خود جلب کرده است. در این مقاله، به‌منظور بهبود عملکرد الگوریتم شبیه‌سازی تبرید، رویکردی مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری تقویتی به کار گرفته‌شده است. این ترکیب به الگوریتم امکان می‌دهد با یادگیری پویا و به‌روزرسانی هوشمندانه پارامترها و انتخاب بهینه اپراتورها، جستجوی مؤثرتری در فضای راه‌حل‌ها انجام دهد. شبه کد کامل الگوریتم پیشنهادی در جدول ۲ ارائه‌شده است که جزئیات مراحل یادگیری و فرایند شبیه‌سازی تبرید را به‌طور دقیق تشریح می‌کند. جزئیات بیشتر الگوریتم یادگیری که سبب تقویت الگوریتم فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید می‌شود در ادامه بررسی شده است.

٤-٢- نحوه پیاده‌سازی الگوریتم یادگیری

در این تحقیق، برای بهبود عملکرد الگوریتم شبیه‌سازی تبرید، از یک ساختار یادگیری تقویتی کلاسیک مبتنی بر Q-learning استفاده‌شده است. در این چارچوب، عامل یادگیرنده تلاش می‌کند بر اساس تجربه‌های گذشته، بهترین عمل[1] را در هر حالت[2] برای بهبود راه‌حل انتخاب نماید.

تعریف اجزای اصلی الگوریتم یادگیری

حالت: کیفیت نسبی راه‌حل فعلی بر اساس تابع هدف (به‌صورت خوب متوسط و ضعیف)، با آستانه‌هایی از بهبود یا افت نسبت به بهترین مقدار تا آن لحظه.

عمل: انتخاب یکی از اپراتورهای همسایگی جابجایی دو بیمار در مسیر یک پرستار[3]، جابجایی یک بیمار به موقعیت دیگر[4] و برعکس کردن بخشی از مسیر[5]

پاداش[6]: بهبود تابع هدف نسبت به حالت قبلی. برای مثال، اگر مقدار تابع هدف کاهش یابد، پاداش مثبت در نظر گرفته می‌شود.

به‌روزرسانی Q-Value ها:

در هر گام از الگوریتم، مقدار Q برای حالت و عمل فعلی با فرمول زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$\alpha[r + \gamma Max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] + Q(s, a) \leftarrow Q(s, a)$$

که α نرخ یادگیری، γ نرخ تنزیل، s وضعیت فعلی، a عمل انتخاب‌شده و s' وضعیت پس از عمل است.

٤-٣- نتایج عددی

پس از ارائه الگوریتم پیشنهادی در جدول ۲، در جدول ۳ نتایج تجربی حاصل از اجرای این الگوریتم بر روی مسائل نمونه ارائه‌شده است. این نتایج عملکرد الگوریتم ترکیبی شبیه‌سازی تبرید و یادگیری را از نظر کیفیت راه‌حل‌ها و سرعت همگرایی به‌خوبی نشان می‌دهد و مقایسه‌ای با روش‌های مرجع ارائه می‌کند. الگوریتم فراابتکاری ارائه‌شده بر روی هر مساله نمونه ۱۰ بار اجرا شده و متوسط نتایج بدست آمده در جدول قابل‌مشاهده است. مسائل نمونه مورداستفاده به دودسته تقسیم‌شده‌اند، مسائل کوچک که با حرف S نشان داده‌شده‌اند، مسائل متوسط که با حرف M در جدول مشخص هستند و در نهایتاً مسائل بزرگ که با L در جدول مشخص هستند. اعداد داخل پرانتز برای هر مساله نمونه نیز به ترتیب از چپ به راست تعداد بیماران و پرستاران را نشان می‌دهد.

[1] -Action
[2] -State
[3] -Swap
[4] -Insert
[5] -Two- Opt
[6] -Reward

جدول ۳ نتایج حل مسائل نمونه

شماره مساله	ابعاد مساله		پایومو		متوسط نتایج الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر یادگیری	
	تعداد متغیرها	تعداد محدودیت‌ها	تابع هدف	زمان حل	تابع هدف	زمان حل
S۱(۵,۲)	۳۲	۱۲۰	۲	۰/۰۸۹۹	۲	۲/۳۹
S۲(۶,۲)	۴۴	۱۸۰	۲	۰/۰۵۶۳	۲	۲/۳۶
S۳(۷,۲)	۵۸	۲۵۲	۲	۰/۰۷۳۴	۲	۲/۹
S۴(۸,۳)	۹۳	۴۹۵	۲	۰/۸۵۱۴	۳	۲/۴۵
S۵(۹,۳)	۱۰۲	۶۴۸	۲	۴/۱۰۹۳	۳	۳/۴۸
S۶(۱۰,۴)	۱۳۴	۱۰۵۶	۲	۷/۱۲۶۴	۲	۴/۵۶
S۷(۱۱,۴)	۱۵۸	۱۳۲۰	۳	۲۰/۶۱۰۶	۳	۷/۶۴
S۸(۱۲,۴)	۱۸۴	۱۵۴۸	۳	۶۹۵/۶۷۷	۳	۱۵/۰۸
M۲(۱۵,۵)	۲۹۰	۳۱۵۰	۳	۹۳۱/۲۱	۳	۳۲/۱۶
M۳(۱۸,۶)	۴۲۰	۵۵۰۸	۳	۱۳۴۲/۸۲	۳	۶۵/۳۲
M۴(۲۱,۷)	۵۷۴	۸۸۲۰	۴	۱۵۰۳/۲۱	۴	۱۴۶/۷۱
M۵(۲۴,۸)	۷۵۲	۱۳۱۲۸	۴	۱۹۳۲/۱۴	۴	۱۵۶/۱۲
M۶(۲۷,۹)	۹۵۴	۱۸۹۵۴	۵	۳۲۵۴/۲۸	۵	۲۰۳/۲۸
L۱(۴۰,۱۲)	۱۳۲۰	۲۳۴۱۸	۷	>۷۲۰۰	۸	۲۳۲/۴
L۲(۶۰,۱۵)	۱۵۶۲	۲۸۲۵۰	۱۱	>۷۲۰۰	۸	۳۷۱/۶۱
L۳(۹۰,۲۰)	۱۸۹۴	۳۲۷۴۶	۱۴	>۷۲۰۰	۱۰	۴۶۲/۳
L۴(۱۵۰,۲۵)	۲۳۴۶	۴۱۷۵۶	۱۹	>۷۲۰۰	۱۵	۵۳۶/۴۲

بررسی نتایج ارائه‌شده در جدول ۳ مشاهده می‌کنیم که عملکرد الگوریتم شبیه‌سازی تبرید از نظر زمان دستیابی به نتایج بسیار چشمگیر است و اگرچه در چند مساله نمونه اول، از نظر زمانی در مقایسه با رویکرد بهینه، عقب مانده است که به ماهیت الگوریتم و جستجوی تصادفی هدفمند آن مرتبط است اما از مساله نمونه S6 زمان حل بسیار قابل‌قبول است. در تمامی مسائل با بعد بزرگ که با Li در جدول مشخص‌شده‌اند الگوریتم دقیق بعد از گذشت بیش از ۲ ساعت، تنها یک کران قابل‌قبول و نه لزوماً بهینه ارائه کرده است اما الگوریتم توسعه‌یافته در زمان بسیار قابل‌قبول، جوابی ارائه کرده است که با توجه به نتایج دسته مسائل کوچک و متوسط، می‌توان جواب ارائه‌شده برای مسائل بزرگ را نیز به‌عنوان پاسخ بهینه تعبیر نمود. در ادامه و به‌منظور حصول اطمینان بیشتر از نتایج بدست آمده الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر یادگیری، نتایج یکی از مسائل نمونه به‌تفصیل موردبررسی و تحلیل قرار می‌گیرد.

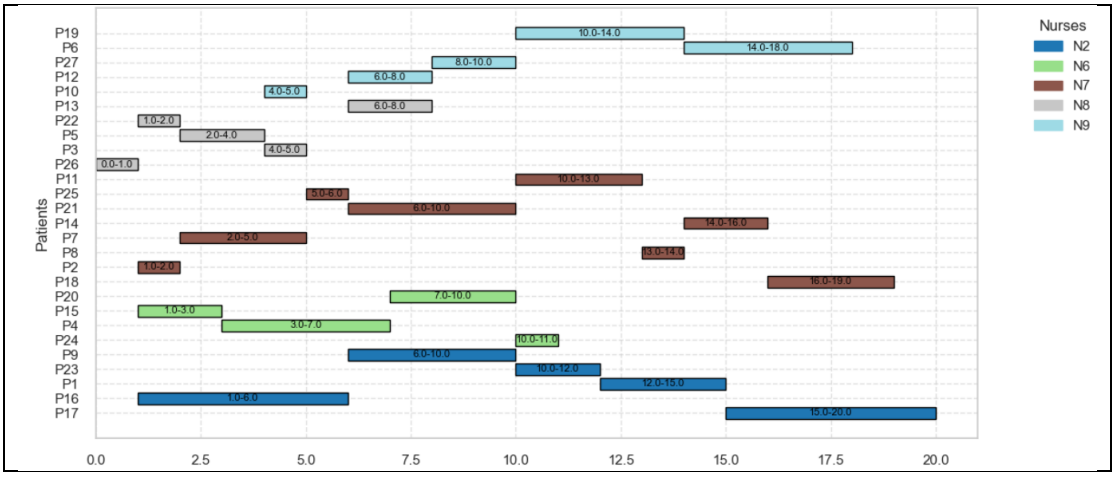
۵- تحلیل نمونه‌ای از تخصیص بیماران به پرستاران

به‌منظور بررسی عمیق‌تر کیفیت نتایج حاصل از مدل برنامه‌ریزی و الگوریتم فراابتکاری، در این بخش یک نمونه از تخصیص‌های به‌دست‌آمده برای مسئله‌ای با ابعاد متوسط شامل ۲۷ بیمار و ۹ پرستار اولیه تحلیل می‌شود. این مسئله با استفاده از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید حل شده است و هدف از ارائه آن، تحلیل نحوه توزیع بیماران میان پرستاران، بررسی ترتیب بازدیدها و ارزیابی انطباق زمان‌بندی با پنجره‌های زمانی بیماران می‌باشد. در این نمونه، تنها ۵ پرستار فعال به کار گرفته‌شده‌اند که نشان‌دهنده تخصیص بهینه منابع و کاهش تعداد پرستاران بدون نقض محدودیت‌هاست. توالی بازدید هر پرستار به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی‌شده که با رعایت کامل پنجره‌های زمانی بیماران، زمان شروع خدمات برای هر مراجعه منطبق با قیود مسئله تعیین‌شده است. به‌منظور نمایش گرافیکی توالی خدمات ارائه‌شده توسط هر پرستار و تسهیل در درک زمان‌بندی بازدیدها، از نمودار گانت استفاده شده است (شکل ۱). این نمودار نشان می‌دهد که هر پرستار، بیماران تحت پوشش خود را به چه ترتیبی و در چه بازه‌هایی ویزیت کرده است.

۵-۱- تحلیل تخصیص‌ها

پرستار N_2 به ۵ بیمار خدمت می‌دهد. زمان شروع خدمات به‌صورت غیرهم‌پوشان و متناسب با پنجره‌های زمانی هر بیمار تنظیم شده است. به‌عنوان نمونه، بیمار P_{23} با پنجره زمانی محدود [۵،۱۲] در موقعیتی مناسب در توالی قرار گرفته تا قیود رعایت شود. ترتیب بازدیدها از نظر زمانی به‌گونه‌ای انتخاب شده که از بروز تداخل یا تأخیر جلوگیری شود.

پرستار N_6 نیز ۴ بیمار را پوشش می‌دهد. این پرستار با توجه به پنجره‌های زمانی فشرده بیماران مانند P_{15} یا P_{24} برنامه‌ریزی شده و توالی انتخاب‌شده نشان‌دهنده تلاش برای کاهش زمان‌های بیکار میان بازدیدها است.



شکل۱ نمودار گانت زمانبندی ویزیت بیماران توسط تیم پرستاری برای مساله نمونه M6

پرستار N_7 دارای بیشترین بار کاری در میان پرستاران فعال بوده و به ۸ بیمار خدمت می‌دهد. این توزیع بالا می‌تواند بیانگر ظرفیت بالاتر یا توانایی الگوریتم در فشرده‌سازی خدمات به نحوی مؤثر باشد. ترتیب بازدیدها به نحوی تنظیم‌شده که بیماران دارای پنجره‌های زمانی با کران بالا یا کم‌عرض در موقعیت‌های مناسبی در توالی قرار گرفته‌اند.

پرستار N_8 به ۵ بیمار اختصاص داده شده است. توالی بیماران طوری تنظیم‌شده که کمترین میزان وقفه بین بازدیدها ایجاد شود. بیماران با پنجره‌های زمانی نسبتاً نزدیک(مانند P_5 ، P_{22} ، P_3) در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند تا از لحاظ عملیاتی زمان سفر و تأخیر کاهش یابد.

پرستار N_9 نیز به ۵ بیمار خدمت می‌دهد که زمان‌بندی خدمات آن‌ها گستره قابل‌توجهی را پوشش می‌دهد. ترتیب بازدیدها به نحوی تنظیم‌شده که بیماران با پنجره‌های زمانی بازتر(مانند P_6 با پنجره [۸،۲۱]) به‌عنوان نقاط انعطاف در توالی به‌کاررفته‌اند تا امکان انطباق با سایر زمان‌ها فراهم شود.

۵-۲- نکات تحلیلی

الگوریتم به‌خوبی موفق به رعایت پنجره‌های زمانی بیماران شده است، بدون آنکه از تعداد زیادی پرستار استفاده کند. این نکته از منظر بهینگی در تخصیص منابع انسانی حائز اهمیت است.

توزیع متعادل وظایف میان پرستاران، با در نظر گرفتن بار کاری و قیود زمانی، نشان‌دهنده توان الگوریتم در دستیابی به توازن عملیاتی است.

ساختار زمانی تخصیص‌ها فاقد هرگونه تداخل بوده و به نظر می‌رسد الگوریتم توانسته با حداقل زمان بیکاری و حداکثر استفاده از پنجره‌های زمانی به تخصیص کارآمدی دست یابد.

حذف چهار پرستار از مجموعه اولیه، درحالی‌که خدمت‌دهی کامل به همه بیماران صورت گرفته، بیانگر صرفه‌جویی در منابع

و افزایش بهره‌وری عملیاتی است که یکی از اهداف کلیدی در برنامه‌ریزی خدمات پرستاری محسوب می‌شود.

در ادامه تحلیل‌های پیشین پیرامون عملکرد مدل پیشنهادی، در این بخش به بررسی دقیق‌تر برخی ویژگی‌های تخصیص و زمان‌بندی در یک نمونه با ابعاد متوسط (شامل ۲۷ بیمار و ۹ پرستار اولیه) پرداخته می‌شود. تمرکز این تحلیل بر چگونگی استفاده بهینه از منابع، توزیع متوازن بار کاری، و میزان تحقق محدودیت‌های زمانی در راه‌حل نهایی است. نتایج به‌دست‌آمده می‌تواند درک بهتری از کارایی الگوریتم و کیفیت خروجی‌ها در سطح عملیاتی ارائه دهد. این تحلیل‌ها در جدول ۴ ارائه‌شده‌اند.

جدول ۴ تحلیل مؤلفه‌های کلیدی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در یک نمونه متوسط

استفاده از منابع	با وجود ۹ پرستار تعریف‌شده در داده‌های اولیه، تنها ۵ پرستار فعال مورد استفاده قرار گرفته‌اند (۵۵٪ استفاده)، که نشان‌دهنده حداکثرسازی بهره‌وری منابع انسانی و اجتناب از تخصیص غیرضروری نیروی کار است.
تعادل بار کاری	تعداد بیماران تخصیص‌یافته به پرستاران بین ۴ تا ۸ بیمار متغیر است. هرچند پرستار N_7 دارای بیشترین تعداد بیمار (۸ نفر) است، اما این انتخاب در پاسخ به سازگاری بین زمان‌بندی بیماران و توالی بازدیدها بوده است. این نشان می‌دهد که الگوریتم ضمن رعایت محدودیت‌ها، به تعادل نسبی بار کاری نیز توجه داشته است.
رعایت پنجره زمانی	تمامی بیماران در بازه زمانی مجاز خود ویزیت شده‌اند، از جمله بیماران با پنجره‌های فشرده مانند P_2 با پنجره [۱،۷] یا P_{23} با پنجره [۵،۱۲] این امر بیانگر توان بالای الگوریتم در رعایت قیود زمانی سخت است.
فشردگی خدمات	محاسبه نرخ سرویس‌دهی در بازه زمانی خدمت هر پرستار نشان می‌دهد که توالی بازدیدها بدون وقفه‌های غیرضروری برنامه‌ریزی‌شده و فشردگی زمانی بالایی دارد. این امر به کاهش زمان‌های بیکار و افزایش کارایی منجر شده است.
ساختار زمانی	ترتیب بیماران در هر مسیر، با توجه به پنجره‌های زمانی، به‌گونه‌ای طراحی‌شده که بیماران با کران‌های بالای زمان محدود، در موقعیت‌های پایانی مسیر و بیماران با پنجره‌های فشرده‌تر، در ابتدای مسیر قرار دارند. این نوع ترتیب نشانگر استراتژی هوشمندانه در چینش بازدیدها است.
مقاومت در برابر اختلالات	در برخی مسیرها مانند مسیر پرستار N_8، فاصله زمانی میان بازدیدها به شکلی انتخاب‌شده که در صورت وقوع تأخیرهای جزئی، انعطاف در برنامه‌ریزی حفظ می‌شود. این ویژگی به افزایش تاب‌آوری برنامه در برابر اختلالات کمک می‌کند.
صرفه‌جویی ساختاری	با توجه به اینکه تعداد کل پرستاران موردنیاز کاهش‌یافته و تمام بیماران سرویس داده شده‌اند، الگوریتم پیشنهادی نه‌تنها از نظر کیفیت زمان‌بندی بلکه از حیث صرفه‌جویی ساختاری در منابع نیز موفق عمل کرده است.

درمجموع، بررسی این نمونه نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی نه‌تنها قادر به یافتن جواب‌های قابل‌قبول از نظر زمان‌بندی و رعایت محدودیت‌هاست، بلکه می‌تواند به تخصیص‌های متعادل، انعطاف‌پذیر و مقرون‌به‌صرفه منجر شود. چنین ویژگی‌هایی آن را به گزینه‌ای مناسب برای کاربردهای واقعی در حوزه بهینه‌سازی خدمات سلامت تبدیل می‌کند.

۶- مطالعه موردی

به‌منظور ارزیابی عملی مدل پیشنهادی در یک محیط واقعی و پیچیده، یک مطالعه موردی در یکی از بیمارستان‌های بزرگ شهر کرمانشاه[۱] طراحی شد. این بیمارستان با دارا بودن چندین بخش تخصصی (داخلی، جراحی، اورژانس، مراقبت‌های ویژه و...) روزانه حجم بالایی از بیماران بستری و مراجعین سرپایی را پوشش می‌دهد.

الف- ترکیب بیماران و خدمات مورد نیاز

در این مطالعه، تمرکز بر خدمات پرستاری در شیفت صبح (۷:۰۰ تا ۱۴:۰۰) بود و مدت‌زمان در دسترس بودن هر پرستار بر اساس پارامترهای مدل ریاضی ۷ ساعت معادل ۴۲۰ دقیقه ($c_n = ۴۲۰$) در نظر گرفته‌شده است. همچنین زمان‌های ارائه خدمت (d_p) بر اساس نوع خدمت و استانداردهای رایج در مراکز درمانی تعیین‌شده‌اند به‌عنوان‌مثال برای فرآیند تعویض پانسمان ۳۰ دقیقه، تحویل دارو ۱۰ دقیقه و کنترل علائم حیاتی با توجه به اهمیت این مورد ۵ دقیقه لحاظ شده است. مجموعه بیماران به دو گروه تقسیم شدند:

[۱] - به دلیل محرمانه بودن داده‌ها، امکان ذکر نام بیمارستان وجود ندارد.

- ۵۵ بیمار بستری در بخش‌های مختلف که نیازمند خدمات منظم و زمان‌بندی‌شده مانند تحویل دارو، بررسی علائم حیاتی، یا تعویض پانسمان بودند؛
- ۲۵ بیمار اورژانسی یا مراجعه‌کننده با نیاز فوری که به‌صورت غیرمنتظره وارد بیمارستان شده و باید در اسرع وقت توسط تیم پرستاری خدمت دریافت می‌کردند (مانند تزریقات اضطراری، داروی خاص یا مداخلات سریع).

کدهای P_1 الی P_{55}، مربوط به بیماران بستری به تعداد ۵۵ نفر به شرح زیر هستند:

الف- P_1 الی P_{20}: تعویض پانسمان (۲۰ بیمار)؛

ب- P_{21} الی P_{38}: کنترل علائم حیاتی (۱۸ بیمار)؛

پ- P_{39} الی P_{55}: تحویل یا تزریق دارو (۱۷ بیمار)؛

و همچنین کدهای E_1 الی E_{25} شامل ۲۵ بیمار اورژانسی با درخواست‌های مختلف در نظر گرفته‌شده‌اند. اطلاعات کامل داده‌های مرتبط با دسته‌های مختلف بیماران به‌صورت یک فایل اکسل در پیوست همین مقاله ارائه شده است.

هر دو گروه دارای پنجره‌های زمانی سخت برای دریافت خدمات بودند و در برخی موارد بیماران اورژانسی، محدودیت‌های زمانی بسیار فشرده‌تری داشتند. همچنین، هر پرستار دارای ظرفیت زمانی و فیزیکی مشخص برای ارائه خدمات بود و پس از اتمام بازدیدها باید به ایستگاه مبدأ بازمی‌گشت.

ب- وضعیت موجود پیش از اجرای مدل

در رویه سنتی و تجربی فعلی بیمارستان:

- برای پوشش ۸۰ بیمار، معمولاً ۱۵ پرستار در شیفت صبح درگیر خدمت‌رسانی می‌شدند؛
- بیماران بر اساس اولویت و همچنین تجربه تیم پرستاری، به‌صورت غیر بهینه تخصیص داده شده‌اند؛
- زمان‌بندی خدمات اغلب با تداخل مواجه بود، به‌ویژه برای بیماران اورژانسی که ناگهان وارد مسیر پرستار می‌شدند؛
- برخی بیماران با تأخیر قابل‌توجه خدمت دریافت می‌کردند و پرستاران نیز با بار کاری نامتوازن و خستگی مواجه بودند؛
- هیچ سازوکار رسمی برای باز تخصیص بهینه وظایف در صورت ورود بیمار جدید وجود نداشت؛

پ- پیاده‌سازی مدل و نتایج حاصل

با اعمال مدل ریاضی پیشنهادی و اجرای الگوریتم شبیه‌سازی تبرید تقویت‌شده با یادگیری نتایج زیر حاصل شده است:

- تعداد پرستاران مورد نیاز از ۱۵ نفر به ۹ نفر کاهش یافت (صرفه‌جویی ٪۴۰ در نیروی انسانی)؛
- همه بیماران بستری و اورژانسی در بازه‌های زمانی معتبر خود خدمت دریافت کردند؛
- بیماران اورژانسی با اولویت بالا در مسیرهای اولیه پرستاران گنجانده شدند، بدون ایجاد اختلال در سایر بازدیدها؛
- توالی بازدیدها به‌گونه‌ای تنظیم شد که بیماران با پنجره‌های زمانی فشرده در ابتدا و بیماران با انعطاف بیشتر در انتها قرار گرفتند؛
- بار کاری بین پرستاران بین ۸ تا ۱۰ بیمار توزیع شد، که نسبت به وضعیت قبلی توازن بیشتری ایجاد کرد؛
- زمان‌های بیکار میان بازدیدها به حداقل رسید و نرخ بهره‌برداری پرستاران به شکل محسوسی افزایش یافت؛
- الگوریتم در برخی موارد بیماران با پنجره‌های زمانی انعطاف‌پذیر را به‌عنوان نقاط "تنفس زمانی" برای انعطاف در برابر ورود اضطراری‌ها لحاظ کرده بود.

ت- پیامدهای مدیریتی و عملیاتی

مدل پیشنهادی از منظر اجرایی و مدیریتی، مزایای قابل‌توجهی به همراه داشت:

- کاهش تعداد پرستاران فعال بدون افت در کیفیت خدمات؛
- افزایش انعطاف‌پذیری سیستم در مواجهه با بیماران اورژانسی و غیرقابل‌پیش‌بینی؛
- فراهم‌سازی زیرساخت برای پاسخ سریع به اختلالات عملیاتی نظیر تأخیر یا غیبت پرستار؛
- امکان پیاده‌سازی نیمه‌خودکار سامانه برنامه‌ریزی پرستاری در بسترهای نرم‌افزاری بیمارستانی؛

۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک مدل جامع برای بهینه‌سازی یکپارچه مسیر و زمان‌بندی خدمات پرستاری خانگی ارائه شد که در آن محدودیت‌های سخت عملیاتی حوزه سلامت از جمله پنجره‌های زمانی بیماران، ظرفیت حمل دارو، و محدودیت ساعات کاری پرستاران لحاظ گردید. این مسئله با توسعه یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح و استفاده از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید تقویت‌شده با یادگیری تقویتی حل شد. هدف اصلی، کاهش تعداد پرستاران فعال و ارائه خدمات در پنجره‌های زمانی معتبر برای هر بیمار بود.

الگوریتم پیشنهادی با تلفیق هوشمندانه سازوکارهای یادگیری و الگوریتم فرابتکاری، توانست مسیرهای بازدید را به‌گونه‌ای تنظیم کند که نه‌تنها از بهینه‌های محلی اجتناب شود، بلکه پایداری و کیفیت راه‌حل نیز بهبود یابد. نتایج عددی نشان داد که در مسائل با ابعاد کوچک، الگوریتم عملکردی بسیار نزدیک به مدل دقیق دارد و در مسائل متوسط و بزرگ، در زمانی به‌مراتب کمتر، راه‌حل‌هایی قابل‌قبول یا حتی بهینه تولید می‌کند. از جمله نتایج چشمگیر، کاهش تعداد پرستاران فعال از ۹ به ۵ نفر در مسئله‌ای با ۲۷ بیمار و رعایت کامل قیود زمانی بود که نشان‌دهنده بهره‌وری عملیاتی، صرفه‌جویی در منابع انسانی و قابلیت کاربرد در محیط‌های واقعی است.

برای بررسی عملی‌بودن مدل در محیط‌های واقعی، یک مطالعه موردی در یکی از بیمارستان‌های بزرگ شهر کرمانشاه انجام گرفت. در این مطالعه، ترکیبی از ۸۰ بیمار شامل بیماران بستری و بیماران اورژانسی در نظر گرفته شد که نیازمند خدمات پرستاری در پنجره‌های زمانی مشخص بودند. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که مدل پیشنهادی قادر است با کاهش تعداد پرستاران فعال از ۱۵ به ۹ نفر، ضمن رعایت کامل تمامی قیود زمانی، به تخصیص‌های متعادل و فشرده‌ای از خدمات دست یابد. این یافته‌ها بر قابلیت بالای الگوریتم در تطابق با سناریوهای واقعی، از جمله ورود بیماران اورژانسی و نیاز به انعطاف در زمان‌بندی، تأکید دارد.

از سوی دیگر، تحلیل‌های عملکردی نشان داد که الگوریتم توانسته است توالی بازدیدها را به‌گونه‌ای تنظیم کند که بیماران با پنجره‌های زمانی فشرده در اولویت قرار گیرند، تداخل زمانی میان بازدیدها به صفر برسد، و ساختاری مقاوم در برابر اختلالات به‌وجود آید. همچنین، زمان‌های بیکار میان بازدیدها به حداقل رسیده که بیانگر فشردگی منطقی در طراحی مسیر است.

باوجوداین دستاوردها، همچنان فرصت‌هایی برای توسعه و به‌روزرسانی این مدل در تحقیقات آتی وجود دارد:

گسترش افق زمانی: توسعه مدل به مسائل چند دوره‌ای می‌تواند استمرار مراقبت، تغییرات در تقاضای بیماران، و جابجایی شیفت‌های پرستاری را بهتر منعکس کند.

در نظر گرفتن عدم قطعیت: مدلسازی زمان‌های سفر و خدمت به‌صورت تصادفی یا فازی، باعث افزایش دقت راه‌حل‌ها در شرایط واقعی خواهد شد.

مدل‌سازی مهارت‌های تخصصی: افزودن تطابق بین مهارت‌های پرستار و نوع خدمات مورد نیاز بیماران، مدل را به محیط‌های بالینی واقعی نزدیک‌تر می‌سازد.

استفاده از یادگیری عمیق یا چندعاملی: استفاده از یادگیری تقویتی چندعاملی یا یادگیری عمیق، قابلیت حل مسائل مقیاس‌پذیرتر با تعاملات پیچیده بین عوامل انسانی را فراهم می‌کند.

در نظر گرفتن معیارهای انسانی: لحاظ شاخص‌هایی مانند رضایت پرستار، خستگی، و اولویت بیماران می‌تواند به توسعه

مدل‌های انسان‌محور منجر شود.

کاربردپذیری عملی: توسعه یک سامانه نرم‌افزاری و تست میدانی آن در مراکز واقعی مراقبت خانگی، می‌تواند تأثیر الگوریتم را در بهبود کیفیت خدمات و بهره‌وری عملیاتی اثبات کند.

درمجموع، الگوریتم توسعه‌یافته در این پژوهش، مدلی پیشرفته و عملیاتی برای حل یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل در لجستیک سلامت ارائه می‌دهد که ضمن رعایت قیود حیاتی، بهینه‌سازی منابع و تسهیل تصمیم‌گیری را به‌صورت هم‌زمان محقق می‌سازد. این الگوریتم می‌تواند به‌عنوان سنگ‌بنای توسعه سیستم‌های هوشمند برنامه‌ریزی در حوزه مراقبت‌های بهداشتی در منزل مورداستفاده قرار گیرد.

۸- منابع

[1] Oladzad-Abbasabady N, Tavakkoli-Moghaddam R, Mohammadi M, Vahedi-Nouri B. A bi-objective home care routing and scheduling problem considering patient preference and soft temporal dependency constraints. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023;119:105829.

[2] Atta S, Basto-Fernandes V, Emmerich M. A Concise Review of Home Health Care Routing and Scheduling Problem. Operations Research Perspectives. 2025;15:100347.

[3] Turhan AM, Bilgen B. A mat-heuristic based solution approach for an extended nurse rostering problem with skills and units. Socio-Economic Planning Sciences. 2022;82:101300.

[4] Mankowska DS, Meisel F, Bierwirth C. The home health care routing and scheduling problem with interdependent services. Health Care Management Science. 2014;17:15-30.

[5] Algendi A, Urrutia S, Hvattum LM, Helgheim BI. Home Healthcare Staffing, Routing, and Scheduling Problem With Multiple Shifts and Emergency Considerations. Networks. 2025;85:223-42.

[6] Atta S, Basto-Fernandes V, Emmerich M. A Concise Review of the Home Health Care Routing and Scheduling Problem. Operations Research Perspectives. 2025;15:100347.

[7] Kheiri A, Gretsista A, Keedwell E, Lulli G, Epitropakis MG, Burke EK. A hyper-heuristic approach based upon a hidden Markov model for the multi-stage nurse rostering problem. Computers & Operations Research. 2021;130:105221.

[8] Yang M, Ni Y, Yang L. A multi-objective consistent home healthcare routing and scheduling problem in an uncertain environment. Computers & Industrial Engineering. 2021;160:107560.

[9] Guericke D, Suhl L. The home health care problem with working regulations. OR Spectrum. 2017;39:977-1010.

[10] Zhao A, Bard JF. Weekly home healthcare routing and scheduling with overlapping patient clusters. Health Systems. 2025;14:145–65.

[11] Gobbi A, Manerba D, Mansini R, Zanotti R. Hybridizing adaptive large neighborhood search with kernel search: a new solution approach for the nurse routing problem with incompatible services and minimum demand. International Transactions in Operational Research. 2023;30:8-38.

[12] Rasmussen MS, Justesen T, Dohn A, Larsen J. The Home Care Crew Scheduling Problem: Preference-based visit clustering and temporal dependencies. European Journal of Operational Research. 2012;219:598-610.

[13] Manerba D, Mansini R. The Nurse Routing Problem with Workload Constraints and Incompatible Services. IFAC-PapersOnLine. 2016;49:1192-7.

[14] Liu R, Yuan B, Jiang Z. A branch-and-price algorithm for the home-caregiver scheduling and routing problem with stochastic travel and service times. Flexible Services and Manufacturing Journal. 2019;31:989-1011.

[15] Kummer AF, de Araújo OCB, Buriol LS, Resende MGC. A biased random-key genetic algorithm for the home health care problem. International Transactions in Operational Research. 2024;31:1859-89.

[16] Moussavi SE, Mahdjoub M, Grunder O. A matheuristic approach to the integration of worker assignment and vehicle routing problems: Application to home healthcare scheduling. Expert Systems with Applications. 2019;125:317–32.

[17] Heching A, Hooker JN, Kimura R. A Logic-Based Benders Approach to Home Healthcare Delivery. Transportation Science. 2019;53:510-22.

[18] Saemi S. Nurse scheduling problem by considering reserve nurses: a mathematical modeling and hybrid meta-heuristic algorithm. Operational Research. 2025;25:103.

[19] Muklason A, Kusuma SDR, Riksakomara E, Premananda IGA, Anggraeni W, Mahananto F, et al. Solving Nurse Rostering Optimization Problem using Reinforcement Learning - Simulated Annealing with Reheating Hyper-heuristics Algorithm. Procedia Computer Science. 2024;234:486-93.

[20] Zhao J, Luo X. A population-based simulated annealing approach with adaptive mutation operator for solving the discounted {0-1} knapsack problem. Applied Soft Computing. 2025;181:113480.

[21] Zhang Y, Bai R, Qu R, Tu C, Jin J. A deep reinforcement learning based hyper-heuristic for combinatorial optimisation with uncertainties. European Journal of Operational Research. 2022;300:418-27.

[22] Cheng L, Tang Q, Zhang L. Mathematical model and adaptive simulated annealing algorithm for mixed-model assembly job-shop scheduling with lot streaming. Journal of Manufacturing Systems. 2023;70:484-500.

[23] Watkins CJCH, Dayan P. Q-learning. Machine Learning. 1992;8:279-92.

[24] Rolim GA, Tomazella CP, Nagano MS. On the integration of reinforcement learning and simulated annealing for the parallel batch scheduling problem with setups. European Journal of Operational Research. 2025;326:220-33.