

توسعه یک الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا برای حل مسئله زمان‌بندی اتاق عمل تحت شرایط عدم قطعیت مدت زمان عمل جراحی

محمد آرمان مقصودی

کارشناسی، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع،
دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
ma.maghsoudi@ie.sharif.edu

زهره کربلائی‌هادی

کارشناسی، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع،
دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
zohreh.hadi@sharif.edu

عباس فروزان‌فر

کارشناسی ارشد، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی
صنایع، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
forouzanfar.abbas@ie.sharif.edu

مریم رادمان^۱

استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع،
دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
radman@sharif.edu

forouzanfar.abbas@ie.sharif.edu

M.Sc. degree, Department of Industrial
Engineering, Sharif university of technology,
Tehran, Iran

Maryam Radman, (corresponding author),
radman@sharif.edu

Assistant Professor, Department of Industrial
Engineering, sharif university of technology,
Tehran, Iran

Abstract

Optimal resource management in hospitals, particularly in critical departments such as operating rooms, plays a pivotal role in enhancing both economic performance and service quality. One of the key challenges in this context is the

چکیده

این پژوهش به طراحی یک مدل ریاضی برای زمان‌بندی روزانه اتاق عمل در شرایط عدم قطعیت زمان‌های جراحی پرداخته است. اهداف اصلی این مدل، شامل بهینه‌سازی رضایت همکاری بین جراح و دستیار پزشک و اهمیت جراحی‌های برنامه‌ریزی شده و کمینه‌سازی هزینه‌ها در یک تابع هدف وزن‌دار است. نوآوری اصلی مدل ارائه‌شده، در نظر گرفتن همزمان مطلوبیت همکاری بین پرسنل، مدیریت جامع هزینه‌ها و لحاظ کردن انواع پرسنل با تخصص‌های مختلف است. به منظور حل مساله، یک الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا با طراحی نوآورانه کروموزوم و طراحی سفارشی عملگر تقاطع متناسب با ویژگی‌های خاص مسئله ارائه می‌شود. الگوریتم پیشنهادی، در مسائلی که جواب بهینه آن‌ها موجود است، دارای متوسط درصد اختلاف نسبی ۱.۲۶٪ تا جواب بهینه است و در مقایسه با الگوریتم ژنتیک فاقد نخبه‌گرایی، متوسط بهبود ۴.۳٪ در نمونه مسائل تولید شده را به همراه داشت.

کلمات کلیدی: زمان‌بندی اتاق عمل، تخصیص منابع، مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط، الگوریتم ژنتیک، نخبه‌گرایی.

Development of an elite genetic algorithm for operating room scheduling under uncertain surgery times

Mohammadarman Maghsoudi,
ma.maghsoudi@ie.sharif.edu

B.Sc. degree, Department of Industrial
Engineering, Sharif university of technology,
Tehran, Iran

Zohreh karbalaee Hadi,
zohreh.hadi@sharif.edu

B.Sc. degree, Department of Industrial
Engineering, Sharif university of technology,
Tehran, Iran

Abbas Foroozanfar,

^۱ نویسنده مسئول

efficient scheduling of surgeries, considering resource constraints and uncertainty in surgery durations. This study focuses on developing a mathematical model for daily operating room scheduling under uncertainty. The primary objectives of the model include improving collaboration satisfaction between surgeons and surgical assistants, allocating surgery times based on patient urgency, and reducing overall costs. The main innovation of the proposed model lies in the simultaneous consideration of staff collaboration preferences, comprehensive cost management, and the inclusion of personnel with varying specialties. Moreover, by incorporating different scenarios for surgery durations and influential factors such as surgeon skill levels, the model provides more realistic and applicable outcomes. To solve the problem under uncertainty, a novel genetic algorithm is presented. This algorithm features an innovative and comprehensive chromosome design and a customized crossover operator tailored to the specific characteristics of the problem. For instances where the optimal solution is known, the proposed algorithm achieves an average error margin of 1.26%. Additionally, for large-scale instances where commercial solvers fail to provide solutions within an hour, the performance and speed of the algorithm have been thoroughly evaluated. Compared to the non-elitism genetic algorithm, it yielded an average improvement of 4.3% in generated problems.

Keywords: Operating room scheduling, Resource allocation, Mixed-integer programming model, Genetic algorithm, Elitism.

Introduction

Efficient daily scheduling of operating rooms (ORs) is a significant issue for hospitals. The surgical department usually takes a big chunk of the budget and staff time. It also has a major impact on patient outcomes and throughput. This paper looks at OR scheduling when surgery durations are uncertain. It has one main goal: to maximize (i) scheduled patients' priority coverage, (ii) surgeon–assistant collaboration satisfaction, and (iii) operational cost efficiency. This includes opening costs, overtime, idle time, and penalties for unscheduled patients or

specialty mismatches. The model clearly outlines various staff roles, including surgeons, physician assistants, anesthesiologists, and nurses. It also accounts for OR–specialty compatibility, cleaning time, and bed assignments for patients needing post-operative care. It treats uncertainty in surgery length with a set of probability-weighted scenarios. This approach supports practical day-to-day planning better than purely deterministic models.

Methodology

We formulate a mixed-integer programming model whose decision variables include patient-to-OR assignments, binary scheduling flags, start times per patient per scenario, staff assignments to ORs, sequencing relations between surgeries, OR opening flags, overtime and under-utilization amounts, and bed allocations. The objective is a weighted sum of three components: total priority weight of scheduled patients, aggregated surgeon–assistant utility scores for assigned collaborations, and aggregated operational costs (opening, overtime, idle, mismatch, and unscheduled penalties). Hard constraints enforce OR capacity (per scenario), non-overlap of surgeries, cleaning windows, staff availability (each staff at most one OR), specialty–OR compatibility, and bed capacity. To solve the NP-hard scheduling problem at operational scale, we develop an elite genetic algorithm (GA) tailored to this representation. Each chromosome encodes a complete feasible solution using multiple segments: (1) patient assignment vector (length = number of patients; gene values 0..M where 0 denotes unscheduled), (2) surgery order sequence (a permutation-like list that preserves surgeon multiplicities), (3) start-time matrices (per patient $\times$ scenario, derived from order), (4) scheduling-status bits, (5) OR-open binary vector, (6) staff-assignment lists for nurses/assistants/anesthesiologists and a surgeon-to-OR binary matrix, and (7) bed allocations. The GA uses tournament selection (size 3), elitism (top elites carried unchanged), a customized two-point crossover that (a) exchanges patient-assignment segments by classical two-point crossover and (b) applies an order-preserving crossover variant to the surgeon-sequence segment to maintain correct counts per surgeon, and two mutation operators: random

reassignment of one or more patients to different ORs and random swap of two surgeons' positions in the order segment. Infeasible offspring are repaired via domain-specific repair routines (e.g., opening ORs that receive patients, rescheduling inconsistent start times, reassigning staff to open ORs); unrepairable chromosomes are discarded. Stopping criteria: 200 generations. Key GA parameters were tuned using Taguchi experiments in Minitab. The selected settings: 200 generations, population size 100, crossover probability 0.9, mutation probability 0.05, number of elites = 2. Implementation: GA coded in Python; exact benchmarks solved with PuLP; experiments run on a laptop (Intel Core i5-1030G, 8 GB RAM). Testbed: 20 randomly generated instances increasing in size; commercial solver time limit = 1 hour per instance.

Results

On the six small instances where the exact optimal solution was obtainable by the solver, the GA produced solutions with an average relative gap of $\approx 1.26\%$ (three instances had zero gap), and a maximum observed gap of 3.47% . For larger instances where the exact solver timed out (no feasible solution within 1 hour), the GA provided feasible, high-quality schedules with an average runtime of ≈ 289 seconds. Detailed comparisons (objective values and runtimes) across the 20 problems show that the elite GA reliably finds near-optimal schedules for solvable instances and robust feasible schedules for large instances that are intractable for the exact solver under the imposed time limit. Computationally, the tailored chromosome design, repair mechanisms, and

order-preserving crossover were critical to maintaining feasibility and producing high-quality sequences. Managerial metrics derived from GA outputs indicate reductions in OR idle time and overtime exposure as well as fewer specialty-mismatch penalties and unscheduled patients compared to baseline schedules used in comparable literature instances.

Conclusion

This study contributes (1) a comprehensive mixed-integer model for daily OR scheduling that jointly considers patient priorities, surgeon–assistant collaboration utility, detailed staffing, bed allocation, and uncertainty via scenario modeling; and (2) a specialized elite genetic algorithm with a rich chromosome encoding, customized crossover/mutation, repair heuristics, elitism, and Taguchi-tuned parameters. Empirical results on synthetic testbeds demonstrate that the GA attains near-optimal performance on small instances ($\approx 1.26\%$ average gap) and scales to larger instances that defeat exact solvers within practical time limits, producing schedules that improve utilization and reduce penalty costs. For practice, the proposed method offers hospital managers a flexible decision-support approach to produce realistic daily schedules under uncertain durations while balancing human factors and cost. Future work should (i) extend the model to multi-stage stochastic programming to handle emergency arrivals dynamically, (ii) integrate machine-learning predictive models for more accurate surgery-duration distributions from historical electronic health records, and (iii) validate the approach on real hospital datasets to quantify operational benefits in live settings.

به شمار می‌رود. به همین دلیل، این بخش توانایی جذب محققان زیادی را برای ارتقاء عملکرد خود دارد^[۲]. در حالی که هزینه‌های دقیق مربوط به زمان‌بندی اتاق عمل برای بیمارستان‌های با اندازه‌های مختلف ناشناخته است، برخی برآوردها نشان می‌دهد که هزینه‌های زمان‌بندی اتاق عمل در ایالات متحده سالانه بین ۳۰ تا ۹۰ میلیارد دلار متغیر است، که معادل ۱۰ تا ۳۰ درصد از کل هزینه‌های بیمارستان می‌باشد^[۳]. زمان‌بندی اتاق عمل به عنوان یک مسئله برنامه‌ریزی حیاتی در مدیریت بیمارستان، مستقیماً بر کارایی

اهمیت زمان‌بندی اتاق عمل در نظام‌های بهداشتی و درمانی انکارناپذیر است. بخش جراحی به دلیل سهم قابل توجهی که از بودجه و منابع بیمارستان دارد، همواره تحت فشار مدیریت برای بهینه‌سازی قرار دارد^[۱]. بخش جراحی یکی از هزینه‌برترین (یک سوم هزینه‌های بیمارستان) و سودآورترین (تقریباً دو سوم درآمد کل بیمارستان) قسمت‌های بیمارستان

۱. مقدمه

عملیاتی، هزینه‌ها و کیفیت خدمات درمانی تأثیر می‌گذارد. این مسئله در مواجهه با چالش‌های سه‌گانه‌ای قرار دارد که بهینه‌سازی را پیچیده می‌سازد: اول، عدم قطعیت ذاتی در مدت زمان جراحی‌ها که برنامه‌ریزی قطعی را با اختلال مواجه می‌کند؛ دوم، محدودیت منابع (اتاق‌های عمل، پرسنل متخصص، تخت‌های بستری) که تخصیص همزمان آن‌ها ضروری است؛ و سوم، وجود ذی‌نفعان متعدد با اهداف متعارض، چرا که بهینه‌سازی صرف مالی ممکن است به کیفیت مراقبت بیمار یا رضایت و هماهنگی تیم جراحی آسیب بزند. بنابراین، طراحی یک مدل زمان‌بندی که به‌طور همزمان به این چالش‌ها بپردازد، یک نیاز اساسی در تحقیقات این حوزه به شمار می‌رود.

در ادبیات موضوع، دو جریان پژوهشی عمده قابل تمایز است: الف) مدل‌های تصادفی یا مبتنی بر سناریو که بر مدیریت عدم قطعیت در زمان جراحی متمرکزند، اما اغلب معیارهای انسانی مانند رضایت و همکاری پرسنل را نادیده می‌گیرند؛ و ب) مدل‌های انسان‌محور یا چندهدفه که به اهداف متفاوت ذی‌نفعان می‌پردازند، اما در مواجهه با عدم قطعیت واقعی، انعطاف‌پذیری محدودی دارند. خلأ پژوهشی اصلی در ادغام این دو نگرش و ارائه مدلی جامع است که همزمان بتواند عدم قطعیت را در نظر بگیرد، اهداف چندگانه (هزینه، رضایت پرسنل، اولویت بیمار) را متوازن سازد و محدودیت‌های منابع پیچیده را در نظر گیرد.

در این پژوهش، ساختار مسئله زمان‌بندی روزانه جراحی‌ها تحت شرایط عدم قطعیت در مدت زمان انجام هر عمل مورد مطالعه قرار گرفته است. در این مدل، تصمیمات، شامل تخصیص بهینه بیمار به اتاق‌های عمل، تعیین ترتیب و زمان شروع هر جراحی و تخصیص منابع پرسنلی و تخت‌های بستری پس از عمل است. اهداف سه‌گانه مدل که توسط یک تابع هدف وزن‌دار در نظر گرفته شده‌اند، شامل بهینه‌سازی اثربخشی همکاری بین جراحان، دستیاران و پرسنل پشتیبان، بهینه‌سازی وزن اهمیت عمل‌های جراحی تخصیص‌یافته، و

کمینه‌سازی کل هزینه‌های مرتبط با بازگشایی اتاق‌های عمل، اضافه‌کاری، ساعات بلااستفاده و جریمه بیماران برنامه‌ریزی‌نشده یا عمل‌شده در اتاق‌های نامتناسب است. عدم قطعیت در طول زمان هر جراحی با استفاده از یک تابع توزیع احتمال گسسته مدل‌سازی شده و محدودیت‌های سخت شامل ظرفیت اتاق‌ها، سقف زمانی قابل‌اجرا برای عمل‌های جراحی و منابع در دسترس برای بستری پس از عمل لحاظ شده‌است. به‌این ترتیب، این پژوهش توانمندی‌های مدل‌سازی ریاضی در تحقیق در عملیات را برای چالش‌های واقعی بخش جراحی بیمارستان به کار گرفته است.

از نوآوری‌های کلیدی این پژوهش می‌توان به سه جنبه اصلی اشاره کرد: نخست، در نظر گرفتن منافع همه ذی‌نفعان (بیماران با اولویت‌بندی بر اساس فوریت و بهینه‌سازی زمان‌بندی، پرسنل با هدف بهینه‌سازی رضایت کاری، و مدیریت با کاهش هزینه‌ها و بهینه‌سازی استفاده از منابع) به‌گونه‌ای که هم‌زمان، کیفیت خدمات و کارایی عملیاتی ارتقا یابد؛ دوم، پوشش گسترده هزینه‌ها شامل هزینه بازگشایی اتاق عمل، اضافه‌کاری، ساعات بلااستفاده، جریمه بیماران برنامه‌ریزی‌نشده و هزینه نامناسب بودن اتاق برای تخصص‌های مختلف، که در مطالعات پیشین همه این مؤلفه‌ها به‌طور هم‌زمان مدنظر قرار گرفته نشده است؛ و سوم، ادغام معیارهای انسانی مرتبط با رضایت و هماهنگی پرسنل جراحی با مدل‌سازی عدم قطعیت در مدت زمان جراحی‌ها است؛ به‌گونه‌ای که مدل پیشنهادی هم‌زمان توانایی مدیریت تغییرات غیرمنتظره در زمان عمل و بهینه‌سازی تعامل تیم درمانی (جراح و دستیار) را دارد. نوآوری دیگر این مطالعه در طراحی و به‌کارگیری یک الگوریتم ژنتیک^۱ اختصاصی برای حل مسئله NP -سخت^۲ ارایه شده است. کروموزوم‌های^۳ این الگوریتم با ساختار جامعی تعریف شده‌اند که تخصیص بیماران، ترتیب جراحی‌ها، زمان‌بندی شروع هر عمل، تخصیص پرسنل (جراح، پرستار، متخصص بیهوشی و دستیار) و تخصیص تخت‌ها را به‌طور هم‌زمان پوشش می‌دهد. عملیات تقاطع^۴ دونقطه‌ای سفارشی با تضمین حفظ تعداد جراحی‌های هر جراح، مکانیزم جهش^۵، و استراتژی نخبه‌گرایی^۶ برای

انتقال بهترین کروموزوم‌ها به نسل بعد، علاوه بر حفظ تنوع جمعیت، از کاهش کیفیت پاسخ‌ها جلوگیری می‌کند. همچنین، یک مکانیزم ترمیم^۷ جهت اصلاح کروموزوم‌های ناموجه پس از تقاطع و جهش، به منظور رعایت محدودیت‌های سخت مسئله در نظر گرفته شده‌است.

با توجه به اهداف و نوآوری‌های مطرح‌شده در این پژوهش، سؤالات زیر به عنوان محورهای اصلی تحقیق مطرح می‌شوند، که پاسخ به آن‌ها در بخش‌های مختلف مقاله دنبال شده است:

- چگونه می‌توان یک مدل ریاضی جامع برای زمان‌بندی روزانه اتاق عمل تحت شرایط عدم قطعیت زمان جراحی طراحی کرد که به‌طور هم‌زمان رضایت پرسنل، اولویت بیماران و هزینه‌های عملیاتی را مدنظر قرار دهد؟

- ساختار مناسب برای طراحی کروموزوم و عملگرهای الگوریتم ژنتیک در حل مؤثر مسئله زمان‌بندی اتاق عمل چیست و چگونه باید با ویژگی‌های خاص این مسئله تطبیق یابد؟

- کارایی الگوریتم ژنتیک پیشنهادی در مقایسه با نرم‌افزارهای بهینه‌سازی از نظر کیفیت جواب و زمان حل چگونه است؟

در ادامه و در بخش دوم، ادبیات مربوط به موضوع مرور می‌شود. در بخش سوم، بیان مساله انجام می‌شود. در بخش چهارم، الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده برای این مساله تشریح خواهد شد. در بخش پنجم، نتایج محاسباتی و تحلیل حساسیت تشریح خواهد شد و در بخش ششم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از پژوهش ارائه می‌شود.

۲. پیشینه پژوهش

۱.۲. زمان‌بندی اتاق عمل

زمان‌بندی اتاق عمل به عنوان یکی از چالش‌های محوری در حوزه مدیریت بیمارستان‌ها، طی سالیان اخیر مورد توجه گسترده پژوهش‌گران عرصه تحقیق در عملیات قرار گرفته است. این بخش، به مرور نظام‌مند مطالعات پیشین در این حوزه اختصاص یافته و با تحلیل نقاط قوت، محدودیت‌ها و شکاف‌های تحقیقاتی، چارچوبی جامع برای درک روند تکامل دانش در این زمینه ارائه می‌نماید.

مطالعات مرتبط با بهینه‌سازی زمان‌بندی اتاق عمل را می‌توان با تکیه بر معیارهای ذیل دسته‌بندی نمود:

(۱) بازه زمانی برنامه‌ریزی: در نظر گرفتن زمان‌بندی روزانه یا زمان‌بندی دوره‌ای.

(۲) راهبرد زمان‌بندی: اتخاذ استراتژی باز، بسته یا ترکیبی^۸. در استراتژی باز، زمان‌بندی اتاق عمل انعطاف‌پذیر است و جراحی‌ها بر اساس نیاز و بدون زمان‌بندی ثابت انجام می‌شوند. در استراتژی بسته، زمان‌بندی اتاق عمل از پیش تعیین شده و بدون تغییرات است. تمام جراحی‌ها باید در زمان‌های مشخص شده انجام شوند که باعث پیش‌بینی‌پذیری و ساختار منظم می‌شود. در استراتژی ترکیبی برخی جراحی‌ها با زمان‌های ثابت برنامه‌ریزی می‌شوند، در حالی که برخی دیگر به‌طور انعطاف‌پذیر و به‌طور اضطراری زمان‌بندی می‌شوند.

(۳) ساختار هزینه: در نظر گرفتن هزینه‌های مرتبط با بازگشایی اتاق‌های عمل، پرداخت اضافه‌کاری پرسنل، اتلاف زمان عملیاتی، جریمه‌های ناشی از تأخیر در خدمات‌رسانی به بیماران، و سایر هزینه‌های جانبی.

(۴) محدودیت‌های ظرفیت: ملاحظات مرتبط با تعداد اتاق‌های عمل، تخصص‌های جراحی، نیروی انسانی (شامل جراحان، پرستاران و تیم بیهوشی) و ظرفیت بخش مراقبت‌های پس از عمل.

(۵) الگوی تخصیص منابع انسانی: مکانیزم‌های تخصیص بیماران به جراحان، تخصیص اعضای تیم اتاق عمل.

۶) مدیریت عدم قطعیت: لحاظ نمودن پارامترهای احتمالی نظیر تغییرات در مدت زمان عمل‌های جراحی.

۷) معیارهای انسانی: حداکثرسازی رضایت شغلی پرسنل از طریق ایجاد توازن بین بار کاری و ارتقای هماهنگی بین‌بخشی.

۸) استراتژی‌های تعیین توالی جراحی بیماران: تعیین ترتیب اجرای عمل‌های جراحی در اتاق‌های عمل. به‌عنوان یکی از مؤلفه‌های حیاتی بهینه‌سازی زمان‌بندی، بر اساس چارچوب‌های زیر صورت می‌پذیرد:

- تعیین توالی بر اساس زمان درخواست: در این روش، بیماران به ترتیب زمانی ثبت درخواست جراحی در سیستم، در صف انتظار قرار می‌گیرند و عمل آن‌ها به همان ترتیب انجام می‌شود. این رویکرد ساده و عادلانه است، اما ممکن است در مواردی که بیماران با شرایط اورژانسی یا اولویت بالاتر وارد سیستم می‌شوند، کارایی کلی را کاهش دهد.

- تعیین توالی مبتنی بر اولویت بالینی: در این استراتژی، ترتیب جراحی بیماران بر اساس شاخص‌های پزشکی مانند شدت بیماری، ریسک عوارض ناشی از تأخیر (مثلاً سرطان‌های پیش‌رونده)، یا وضعیت اورژانسی (مانند تروما یا سکته قلبی) تعیین می‌شود. این روش نیازمند تعریف دقیق سطوح اولویت و هماهنگی با پروتکل‌های پزشکی است.

- زمان‌بندی پنجره‌محور: برخی بیماران به دلیل ملاحظات پزشکی یا لجستیکی (مانند نیاز به استفاده از تجهیزات خاص یا هماهنگی با اهداکنندگان اعضا) باید در بازه زمانی مشخصی عمل شوند. در این حالت، توالی جراحی‌ها به گونه‌ای تنظیم می‌شود که این محدودیت‌های زمانی به طور قطعی رعایت شوند [۴].

زمان‌بندی روزانه نسبت به زمان‌بندی دوره‌ای، به دلیل ماهیت پویا و انعطاف‌پذیر خود، قابلیت تطبیق سریع‌تر با نوسانات روزانه تقاضا و شرایط متغیر عملیاتی را دارا است. اما، زمان‌بندی دوره‌ای با تکیه بر ساختار ثابت و از پیش تعیین‌شده، دارای محدودیت‌هایی در پاسخگویی به

نیازهای غیرمترقبه است. مزایای استفاده از زمان‌بندی روزانه را می‌توان در محورهای ذیل خلاصه نمود:

۱) بهینه‌سازی تخصیص منابع: این رویکرد با امکان تنظیم روزانه ظرفیت‌های عملیاتی بر اساس الگوی تقاضای واقعی، زمینه‌ساز کاهش اتلاف منابع (شامل اتاق‌های عمل، تجهیزات و نیروی انسانی) و افزایش بهره‌وری سیستم می‌گردد.

۲) ارتقای پاسخگویی به شرایط بحرانی: زمان‌بندی روزانه با ایجاد چابکی سازمانی، امکان مداخله سریع و یکپارچه در مواجهه با موارد اورژانسی و رویدادهای پیش‌بینی‌نشده را برای مراکز درمانی فراهم می‌سازد.

۳) ارتقای شاخص‌های کارایی کلینیکی: انطباق پویای برنامه‌های عملیاتی با نیازهای روزانه، نه تنها زمان انتظار بیماران را به حداقل می‌رساند، بلکه از طریق کاهش اختلالات زنجیره تأمین خدمات جراحی، به بهبود مستمر کیفیت خدمات درمانی منجر می‌شود [۵].

به دلیل مزایای ذکر شده برای برنامه‌ریزی روزانه نسبت به برنامه‌ریزی دوره‌ای، مدل این پژوهش به صورت روزانه برنامه‌ریزی شده است. در جدول‌های ۱ و ۲، ویژگی‌های مدل ریاضی ارائه‌شده در این پژوهش با تعدادی از سایر مقاله‌های این حوزه که مفروضات مرتبطی با این پژوهش دارند مقایسه شده است. جدول ۱ به مقایسه ویژگی‌های اصلی مسئله می‌پردازد و علاوه بر جنبه‌های هشت گانه قبل، مواردی همچون زمان پاکسازی (زمان مورد نیاز برای آماده سازی اتاق عمل برای عمل بعدی) و تناسب با تخصص (تخصص مورد نیاز هر بیمار برای جراحی) را بررسی می‌کند. جدول ۲ نیز به بررسی انواع هزینه‌ها در مسئله زمان‌بندی اتاق عمل می‌پردازد. در واقع این پژوهش تلاش می‌کند تا با بهره‌گیری از زمان‌بندی روزانه و در نظر گرفتن انواع مختلفی از محدودیت‌ها و هزینه‌ها، کارایی بیشتری در زمان‌بندی اتاق عمل نسبت به پژوهش‌های پیشین ارائه دهد.

جدول ۱. مقایسه ویژگی‌های پژوهش حاضر با سایر پژوهش‌ها در حوزه زمان‌بندی اتاق‌های عمل (Comparing the characteristics of the present study with other studies in the field of scheduling of operating rooms)

Feature	[۱۲]	[۱۱]	[۶]	[۹]	[۱۰]	[۸]	[۷]	This study
Year	۲۰۱۵	۲۰۱۸	۲۰۱۹	۲۰۱۹	۲۰۱۹	۲۰۲۰	۲۰۲۴	—
Planning horizon	Weekly	Daily	Daily	Daily	Weekly	Daily	Daily	Daily
Strategy	Open	Open	Open	Open	Open	Open	Open	Open
Surgery time	Deterministic	Stochastic	Deterministic	Deterministic	Deterministic	Deterministic	Stochastic	Stochastic
Surgeon assignment by the model	×	✓	×	×	×	×	×	×
Physician-assistant & surgeon cooperation	×	×	×	×	×	×	×	✓
Staff type considered	Surgeon	Surgeon	Surgeon	Surgeon	Surgeon	Surgeon	—	Multiple types
Staff availability constraints	×	✓	✓	×	×	×	×	×
Specialty considered	×	×	×	×	✓	×	✓	✓
Turnover (cleaning) time	×	✓	✓	×	×	×	×	✓
Specialty-task compatibility	×	×	✓	×	×	×	×	✓
General-ward beds modeled	×	×	×	×	×	×	✓	✓
Surgery sequencing rule	Time window	First-come, first-served	—	Priority-based	—	First-come, first-served	Priority-based	Priority-based

جدول ۲. مقایسه انواع هزینه‌های در نظر گرفته شده در پژوهش حاضر با سایر پژوهش‌ها در حوزه زمان‌بندی اتاق‌های عمل (Comparison of the types of costs considered in the present study with other studies in the field of operating room scheduling)

Research	Year	Costs				
		Operating room reopening	Overtime	Operating room idleness	Unscheduled patients	Improper patient assignment to operating room
[۱۲]	۲۰۱۵	×	✓	×	×	×
[۱۱]	۲۰۱۸	×	✓	×	×	×
[۱۰]	۲۰۱۹	×	×	×	×	×
[۶]	۲۰۱۹	×	✓	×	×	✓
[۹]	۲۰۱۹	×	×	×	×	×
[۸]	۲۰۲۰	✓	×	×	×	×
[۷]	۲۰۲۴	×	×	×	×	×
This study		✓	✓	✓	✓	✓

۲.۲. الگوریتم ژنتیک

رولند و همکاران^[۱۳] با ترکیب ترجیحات همکاری بین جراحان و پرسنل در یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط، و توسعه یک الگوریتم ژنتیک برای حل آن، نشان دادند که می‌توان تا ۱۹٪ هزینه‌های عملیاتی را کاهش و نرخ

در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری (به‌ویژه الگوریتم ژنتیک) در پژوهش‌های متعددی برای حل مسئله زمان‌بندی اتاق‌های عمل مورد بررسی قرار گرفته است.

بهره‌وری را به‌طور قابل ملاحظه‌ای بهبود بخشید؛ این امر اهمیت گنجاندن عوامل انسانی در چارچوب‌های بهینه‌سازی را برجسته کرد. فی و همکاران^[۱۴] این رویکرد انسان‌محور را با معرفی استراتژی زمان‌بندی باز توسعه دادند که در آن بلوک‌های زمانی به جراحان اختصاص می‌یابد. آن‌ها با ترکیب الگوریتم ژنتیک برای تخصیص تاریخ جراحی و جستجوی ممنوعه^۹ برای تعیین زمان دقیق شروع عمل، ضمن حداکثرسازی استفاده از ظرفیت اتاق‌ها، هزینه‌های اضافه‌کاری و زمان‌های بیکاری ناخواسته را کاهش دادند. این دو فاز مستقل، قدرت ترکیب روش‌های فراابتکاری را در حل زیربخش‌های متمایز مسئله را به نمایش گذاشت.

رزمی و همکاران^[۱۲] با افزودن پیچیدگی‌هایی مانند استفاده از تجهیزات تصویربرداری سیار و عدم قطعیت در تقاضای جراحی‌های اضطراری، به مدل‌سازی مسئله پرداختند. آن‌ها از روش تکامل تفاضلی^{۱۰} به منظور حل مدل ارایه‌شده استفاده کردند و نشان دادند که برای مسائل بزرگ، این روش با زمان محاسباتی کمتر در مقایسه با روش‌های سنتی، هزینه‌ها را به شکلی قابل توجه کاهش می‌دهد. این نتایج مقیاس‌پذیری الگوریتم‌های فراابتکاری را در مواجهه با تقاضای تصادفی تأیید کرد. بوگرا و همکاران^[۱۵]، مفهوم زمان‌بندی باز را برای اتاق‌های عمل چندمنظوره بسط دادند. آن‌ها مسئله را با برنامه‌ریزی عدد صحیح مدل‌سازی و با یک الگوریتم ابتکاری سریع، تخصیص نزدیک به بهینه جراحی‌ها را در زمان چند ثانیه به دست آوردند. میانگین خطای ۳٪ در شانزده مورد آزمایشی نشان داد که توسعه الگوریتم‌های ابتکاری‌های متناسب با ویژگی‌های مسئله، می‌تواند کیفیت روش‌های دقیق را حفظ کنند و در عین حال، بار محاسباتی را به‌طور چشمگیری کاهش دهند. مولینا و همکاران^[۱۶]، [۱۷] در دو مطالعه متوالی، به بهبود این پیشرفت‌ها پرداختند. در سال ۲۰۱۵، آن‌ها زمان‌بندی تیم‌های جراحی دو نفره (جراح و دستیار) را با الگوریتم ژنتیک سازنده تکرارشونده^{۱۱} (تولید اولیه و بهبود تدریجی) بررسی کردند و متغیرهای کارایی مانند تعداد جراحی‌های زمان‌بندی شده، تأخیر و زمان بیکاری

را همزمان بهینه دادند. سه سال بعد، با تمرکز بر فهرست انتظار جراحی‌ها، از شبیه‌سازی مونت کارلو^{۱۲} برای مدل‌سازی عدم قطعیت مدت زمان بین ورودهای اورژانسی بهره بردند و با توسعه الگوریتم جستجوی محلی حریمانه^{۱۳}، هزینه‌های ناشی از کم‌کاری و اضافه‌کاری را کاهش دادند. در نهایت، دوناس و همکاران^[۱۸]، با یک رویکرد دوسطحی، اولین سطح را به برنامه‌ریزی توافقی^{۱۴} (تولید مجموعه‌ای از جواب‌های متوازن بر اساس فاصله از نقاط بهینه) و سطح دوم را به جستجوی محلی با در نظر گرفتن ترجیحات مدیریتی اختصاص دادند. آزمون روی داده‌های واقعی یک بیمارستان بلژیکی حاکی از آن بود که این روش می‌تواند تا ۵۲،۶۴۰ یورو در هزینه‌های هفتگی اتاق‌های عمل صرفه‌جویی کند. استفاده از الگوریتم ژنتیک محدود به مساله زمان‌بندی اتاق عمل نیست و به طور کلی در مساله زمان‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. کاظمی و همکاران^[۱۹] یک مدل ریاضی برای مساله زمان‌بندی در یک سیستم تولید سلولی ارائه دادند که دوره‌های زمانی پیوسته بوده و جابجایی ماشین‌ها و تغییر در چیدمان می‌تواند با در نظر گرفتن زمان و هزینه جابجایی صورت پذیرد. آن‌ها برای حل مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و کارایی این روش در حل مدل را نشان دادند.

با بررسی تطبیقی انجام‌شده در جداول ۱ و ۲، می‌توان خلأهای اصلی را به شرح زیر شناسایی کرد: (۱) عدم وجود مطالعاتی که به‌طور همزمان عدم قطعیت در مدت زمان جراحی را با معیارهای کیفی انسانی (مانند رضایت همکاری تیم جراحی) تلفیق کنند؛ (۲) عدم پوشش جامع هزینه‌های عملیاتی مختلف (همچون هزینه‌های بلااستفاده‌ماندن، جریمه تخصیص نامتناسب و جریمه بیماران برنامه‌ریزی‌نشده) در یک مدل واحد. پژوهش حاضر مستقیماً به پر کردن این دو خلأ می‌پردازد: ارائه یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط چندهدفه و سناریو‌محور که عدم قطعیت را مدیریت می‌کند، رضایت همکاری جراح-دستیار و اولویت بیمار را به‌طور صریح بهینه‌سازی می‌نماید و طیف وسیعی از هزینه‌های واقعی را پوشش می‌دهد. در سطح حل نیز، الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا با

طراحی اختصاصی کروموزوم و عملگر تقاطع خاص برای حل مساله ارایه می‌شود.

۳. بیان مساله

۱.۳. تشریح مساله و مفروضات آن

در این مطالعه، مسأله زمان‌بندی جراحی‌ها در سطح عملیاتی بیمارستان با منابع محدود بررسی شده است. در این چارچوب، برای هر بیمار باید اتاق عمل مناسب، زمان شروع عمل جراحی، تیم تخصصی (جراح، پرستار، متخصص بیهوشی و دستیار پزشک) و در صورت نیاز تخت بستری پس از عمل تخصیص یابد. اهداف در نظر گرفته‌شده در مدل پیشنهادی که به صورت موزون در یک تابع هدف آمده‌است، شامل بیشینه‌سازی امتیاز همکاری جراح و دستیار پزشک، بیشینه‌سازی وزن اهمیت عمل‌های جراحی بر اساس سطح فوریت و اهمیت آن‌ها و کمینه‌سازی هزینه‌های عملیاتی شامل هزینه‌های راه‌اندازی اتاق‌ها، اضافه‌کاری پرسنل، ساعات بلااستفاده ماندن اتاق‌های عمل و جریمه‌های ناشی از عدم زمان‌بندی جراحی‌ها یا استفاده از اتاق‌های نامتناسب برای آن‌ها است.

در مدل پیشنهادی، دو ضریب وزنی We_1 و We_2 به ترتیب نشان‌دهنده اهمیت رضایت همکاری تیم جراحی و اولویت‌بندی بیماران در تابع هدف هستند. مجموع این دو وزن برابر ۱ در نظر گرفته شده است. مقادیر اولیه این وزن‌ها مبتنی بر قضاوت خبرگان بالینی و مدیران بیمارستان نمونه تعیین می‌گردد. در نهایت، با انجام تحلیل حساسیت، رفتار مدل در برابر تغییرات این وزن‌ها بررسی شده است تا تصمیم‌گیرنده با مشاهده نتایج، بتواند مقادیر نهایی وزن‌ها را با توجه به اولویت‌های خاص هر بیمارستان انتخاب نماید.

مدل ریاضی پیشنهادی شامل مفروضات زیر است:

- هر عمل جراحی به یک تخصص مشخص تعلق دارد و مناسب بودن یا نبودن هر اتاق عمل برای آن تخصص با پارامترهای دودویی مدل‌سازی شده؛ در صورت استفاده از اتاق نامناسب، جریمه‌ای برای کاهش کیفیت یا افزایش ریسک لحاظ می‌شود.
- تخصیص جراح به بیماران از پیش تعیین‌شده است و نیازی به تصمیم‌گیری در این زمینه وجود ندارد.
- به هر بیمار که پس از عمل نیاز به بستری داشته باشد، تخت تخصیص داده می‌شود.
- هزینه بازگشایی هر اتاق عمل در ابتدای روز شامل استهلاک تجهیزات و دستمزد پرسنل ثابت در نظر گرفته شده و در صورت استفاده کمتر از حد معمول، هزینه بلااستفاده ماندن و در صورت استفاده بیش از حد معمول، هزینه اضافه‌کاری ثبت می‌شود تا بهینه‌سازی بهره‌برداری از منابع تضمین گردد.
- برای هر عمل جراحی، یک وزن اولویت (صفر تا ده) تعیین می‌شود که میزان فوریت و اهمیت آن را نشان می‌دهد. همچنین برای جراحی‌های برنامه‌ریزی نشده، جریمه‌ای در نظر گرفته می‌شود.
- زمان مشخصی برای پاک‌سازی اتاق عمل پس از هر جراحی در نظر گرفته شده‌است.
- عدم قطعیت در مدت زمان هر عمل با تعریف چند سناریوی احتمال‌دار در نظر گرفته شده است که مجموع احتمال این سناریوها برابر با یک است.
- مطلوبیت همکاری جراح با دستیار پزشک یک پارامتر بین صفر تا ده است که نشان‌دهنده هماهنگی و کیفیت تعامل بین آن‌ها است.

۲.۳. تعریف نمادها و مدل‌سازی ریاضی

نمادهای استفاده شده در مدل ریاضی در جدول ۳ آورده شده‌است.

جدول ۳. نمادهای استفاده شده در مدل‌سازی ریاضی مساله (The symbols used in the mathematical modeling of the problem)

Indices	
$y \in \{1, 2, \dots, Y\}$	index for nurses

$u \in \{1, 2, \dots, U\}$	index for physician assistants
$z \in \{1, 2, \dots, Z\}$	index for anesthesiologists
$d \in \{1, 2, \dots, D\}$	index for surgeons
$s \in \{1, 2, \dots, S\}$	index for scenarios
$i \in \{1, 2, \dots, I\}$	index for patients
$m \in \{1, 2, \dots, M\}$	index for Operating Rooms (OR)
$b \in \{1, 2, \dots, B\}$	index for general-ward beds
Sets	
I_D	set of patients of surgeon d
q_i	set of specialties required by patient i
Parameters	
K_{mq_i}	1 if OR m is compatible with the specialty required by patient i ; 0 otherwise
A_i	1 if patient i must be admitted to the general ward after surgery; 0 otherwise
W_i	Priority weight of patient i
O	Standard working time per OR (hours)
H	Maximum overtime per OR (hours)
E	OR turnover (cleaning) time after each surgery (hours)
C_1	Overtime cost per OR per hour
C_2	Under-utilization cost per OR per hour
C_3	Penalty cost per unscheduled patient
C_4	Penalty cost for assigning a patient to an OR not compatible with the required specialty
C_5	Fixed opening cost for each OR at the start of the planning horizon
L_i^s	Surgery duration of patient i under scenario s (hours)
P^s	Probability of scenario s
V_{du}	Utility/compatibility score for collaboration of surgeon d with physician assistant u
We_1	Importance weight of the surgeon–assistant satisfaction component (and per-surgery importance weight) in the objective function
We_2	Importance weight of the cost component in the objective function
M	a sufficiently large positive constant (Big-M)
Decision variables	
X_m^i	1 if patient i is assigned to OR m ; 0 otherwise. (binary)
$Scheduled_i$	1 if patient i is scheduled; 0 otherwise. (binary)
N_{ib}	1 if bed b is assigned to patient i ; 0 otherwise. (binary)
T_i^s	Start time of patient i 's surgery under scenario s . (continuous)
$Order_{i_1 i_2}^m$	1 if, in OR m , surgery of patient i_1 is performed after completion of surgery of patient i_2 ; 0 otherwise. (binary)

$Open_m$	1 if OR m is opened; 0 otherwise. (binary)
O_m	Overtime of OR m (hours). (continuous)
U_m	Under-utilization of OR m relative to the standard time (hours). (continuous)
$Nurse_{ym}$	1 if nurse y is assigned to OR m ; 0 otherwise. (binary)
$Anesthetist_{zm}$	1 if anesthesiologist z is assigned to OR m ; 0 otherwise. (binary)
$Resident_{um}$	1 if physician assistant u is assigned to OR m ; 0 otherwise. (binary)
$Surgeon_{dm}$	1 if surgeon d operates in OR m during the day; 0 otherwise. (binary)
$Work_{dum}$	1 if surgeon d and physician assistant u collaborate in OR m ; 0 otherwise. (binary)
$Slack_{i_1 i_2}^d$	1 if surgeon d performs the surgery of patient i_1 immediately after completing the surgery of patient i_2 in OR m ; 0 otherwise. (binary)

با توجه به نمادهای بیان شده، مدل سازی مساله به شرح زیر است:

$$MaxZ = We_1(\sum_i W_i Scheduled_i + \sum_{d,u,m} V_{du} Work_{dum}) - \quad (1)$$

$$We_2(\sum_m O_m C_1 + \sum_m U_m C_2 + \sum_i (1 - Scheduled_i) C_3 + \sum_{m,i} (1 - K_{mq_i}) X_m^i C_4 + Open_m C_5)$$

s.t.

$$X_m^i \leq Open_m, \forall i, m \quad (2)$$

$$\sum_m X_m^i = Scheduled_i, \forall i \quad (3)$$

$$A_i Scheduled_i = \sum_b N_{ib}, \forall i \quad (4)$$

$$\sum_i N_{ib} \leq 1, \forall b \quad (5)$$

$$\sum_i (L_i^s + E) X_m^i \leq O + H, \forall m, s \quad (6)$$

$$Order_{i_1 i_2}^m + Order_{i_2 i_1}^m \leq \frac{X_{i_1}^m + X_{i_2}^m}{n}, \forall i_1 i_2, m, i_1 \neq i_2 \quad (7)$$

$$\sum_{i_2} Order_{i_1 i_2}^m \leq 1, \forall i_1, m \quad (8)$$

$$\sum_{i_1} Order_{i_1 i_2}^m \leq 1, \forall i_2, m \quad (9)$$

$$\sum_{i_1, i_2} Order_{i_1 i_2}^m = \sum_i X_m^i - Open_m, \forall m \quad (10)$$

$$\sum_y Nurse_{ym} = Open_m, \forall m \quad (11)$$

$$\sum_z Anesthetist_{zm} = Open_m, \forall m \quad (12)$$

$$\sum_u Resident_{um} = Open_m, \forall m \quad (13)$$

$$\sum_m Nurse_{ym} \leq 1, \forall y \quad (14)$$

$$\sum_m Anesthetist_{zm} \leq 1, \forall z \quad (15)$$

$$\sum_m Resident_{um} \leq 1, \forall u \quad (16)$$

$$Work_{dum} \leq Resident_{um}, \forall d, u, m \quad (17)$$

$$Work_{dum} \leq Surgeon_{dm}, \forall d, u, m \quad (18)$$

$$X_m^i \leq Surgeon_{dm}, \forall d, m, i \in I_D \quad (19)$$

$$Surgeon_{dm} \leq \sum_i X_m^i, \forall d, m \quad (20)$$

$$T_{i_1}^s + L_{i_1}^s + E - T_{i_2}^s \leq M(1 - Order_{i_1 i_2}^m), \forall i_1, i_2, m, s, i_1 \neq i_2 \quad (21)$$

$$T_{i_1}^s + L_{i_1}^s - M(1 - Slack_{i_1 i_2}^d) - (2 - Scheduled_{i_1} - Scheduled_{i_2}) \leq T_{i_2}^s, \forall i_1, i_2, m, s, i_1 \neq i_2 \quad (22)$$

$$T_{i_2}^s + L_{i_2}^s - M(Slack_{i_1 i_2}^d) - (2 - Scheduled_{i_1} - Scheduled_{i_2}) \leq T_{i_1}^s, \forall i_1, i_2, m, s, i_1 \neq i_2 \quad (23)$$

$$O_m \geq \sum_{i,s} P^s (L_i^s + E) X_m^i, m \quad (24)$$

$$O_m \leq H Open_m, \forall m \quad (25)$$

$$U_m \geq O - \sum_{i,s} P^s (L_i^s + E) X_m^i, \forall m \quad (26)$$

$$U_m \leq O(Open_m), \forall m \quad (27)$$

$$X_m^i \in \{0, 1\}, \forall i, m \quad (28)$$

$$Order_{i_1 i_2}^m, Scheduled_{i_1} \in \{0, 1\}, \forall i, i_1, i_2 \quad (29)$$

$$N_{ib} \in \{0, 1\}, \forall i, b \quad (30)$$

$$Open_m, O_m, U_m \in \{0, 1\}, \forall m \quad (31)$$

$$Nurse_{ym} \in \{0,1\}, \forall y, m \quad (32)$$

$$Anesthetist_{zm} \in \{0,1\}, \forall z, m \quad (33)$$

$$Resident_{um} \in \{0,1\}, \forall u, m \quad (34)$$

$$Surgeon_{ym} \in \{0,1\}, \forall y, m \quad (35)$$

$$Work_{dum} \in \{0,1\}, \forall d, u, m \quad (36)$$

$$Slack \in \{0,1\} \quad (37)$$

$$T_i^s \geq 0, \forall i, s \quad (38)$$

$$O_m, U_m \geq 0, \forall m \quad (39)$$

محدودیت (۷)، ترتیب جراحی‌های یک اتاق عمل را تعریف می‌کند، به‌طوری که به ازای هر دو جراحی مربوط به یک اتاق، یکی می‌بایست قبل از دیگری صورت گیرد. محدودیت‌های (۸) تا (۱۰) تضمین می‌کند که جراحی‌ها پشت سر هم و بصورت متوالی انجام شوند. محدودیت‌های (۱۱) تا (۱۳) تضمین می‌کنند که به هر اتاق عملی که در ابتدای دوره بازگشایی شده است، یک پرستار، یک هوشبر و یک دستیار پزشک اختصاص یابد. محدودیت‌های (۱۴) تا (۱۶) بیانگر این هستند که هر یک از پرسنل اتاق عمل حداکثر می‌تواند در یک اتاق عمل حضور یابد. محدودیت‌های (۱۷) تا (۲۰)، همکاری یک دستیار پزشک و یک جراح در یک اتاق عمل را مشخص می‌کنند. این محدودیت‌ها برای تعریف صحیح همکاری میان جراح و دستیار پزشک در یک اتاق عمل در نظر گرفته شده‌اند و تضمین می‌کنند که متغیرهای مربوط به همکاری تنها زمانی فعال شوند که واقعاً جراحی مشترکی میان جراح و دستیار در آن اتاق انجام شود. این محدودیت‌ها مدل‌کننده همزمانی فیزیکی حضور جراح و دستیار پزشک در یک اتاق عمل و مشارکت فعال آن‌ها در یک یا چند عمل جراحی مشترک در طول روز هستند. در صورتی که این دو پرسنل در یک اتاق عمل یکسان تخصیص یابند و حداقل یک عمل جراحی توسط آن جراح در آن اتاق انجام شود، متغیر همکاری برابر با ۱ در نظر گرفته شده و امتیاز مطلوبیت

تابع هدف مدل از سه قسمت تشکیل شده است. هدف اصلی قسمت اول، زمان‌بندی بیمارانی است که اولویت بالاتری برای جراحی دارند. به عبارت دیگر، این بخش در پی بیشینه‌سازی مجموع وزن اولویت بیماران زمان‌بندی شده است. قسمت دوم، به دنبال افزایش رضایت جراح و دستیار پزشک است، به طوری که پرسنلی که تمایل بیشتری برای همکاری با یکدیگر دارند، به یک عمل جراحی تخصیص داده شوند. قسمت سوم مربوط به کمینه‌سازی هزینه‌ها است. هزینه‌های در نظر گرفته شده شامل هزینه اضافه‌کاری اتاق عمل، هزینه بلااستفاده ماندن اتاق عمل، جریمه برای بیماران زمان‌بندی نشده، هزینه تخصیص بیمار به اتاق عمل نامناسب و هزینه بازگشایی هر اتاق عمل در ابتدای دوره می‌باشند. محدودیت (۲) تضمین می‌کند، جراحی هر بیمار در اتاق عملی رخ دهد که در ابتدای دوره بازگشایی شده باشد. محدودیت (۳) مشخص می‌کند که جراحی کدام یک از بیماران زمان‌بندی شده است. محدودیت (۴) تضمین می‌کند که به هر بیماری که عمل جراحی‌اش زمان‌بندی شده و نیاز دارد که در بیمارستان بستری شود، یک تخت اختصاص داده شود. محدودیت (۵) نیز نشانگر آن است که حداکثر یک تخت می‌تواند به یک بیمار اختصاص یابد. محدودیت (۶) نشان می‌دهد که برای هر اتاق عمل، مجموع طول زمان جراحی بیماران، در هر سناریو، و پاک‌سازی اتاق عمل پس از جراحی، از حد مجاز تجاوز نکند.

مربوطه در تابع هدف منظور می‌گردد. محدودیت (۲۱) تا (۲۳) تضمین می‌کند که جراحی‌های داخل یک اتاق عمل با یکدیگر تداخل پیدا نکنند. محدودیت‌های (۲۴) تا (۲۷) مربوط به محاسبه زمان اضافه‌کاری و زمان بلااستفاده ماندن هر اتاق عمل نسبت به زمان استاندارد می‌باشند. محدودیت‌های (۲۸) تا (۳۹) نشان دهنده علامت متغیرهای تصمیم هستند. مدل ارائه‌شده یک مدل تصادفی سناریو محور^{۱۶} است که در آن تصمیمات تخصیص بیماران به اتاق‌ها، تخصیص پرسنل و ترتیب جراحی‌ها وابسته به سناریو نیست و فقط متغیرهای زمان شروع جراحی‌ها، وابسته به سناریو (طول مدت زمان هر جراحی) است. این رویکرد در مقایسه با مدل‌های تصادفی چندمرحله‌ای، دارای پیچیدگی محاسباتی کمتری است، اما در مقابل انعطاف‌پذیری کمتری هم برای تطبیق تصمیمات با شرایط محقق‌شده‌ی سناریوها دارد.

۴. توسعه الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا

۱.۴. ساختار کروموزوم و نحوه نمایش جواب

کروموزوم در این الگوریتم نماینده یک جواب کامل برای مسئله است و شامل چند مؤلفه است. در این پژوهش، نمایش کروموزوم به‌گونه‌ای طراحی شده که تمام متغیرهای تصمیم مدل را در بر گیرد که در شکل ۱ مشخص است. هر کروموزوم شامل بخش‌هایی است که به‌ترتیب عبارتند از:

- **تخصیص بیماران به اتاق‌های عمل:** طول آن برابر با تعداد بیماران بوده و هر ژن عددی بین ۰ تا M (تعداد اتاق‌ها) است. همچنین عدد صفر بیانگر عدم زمان‌بندی بیمار است (مطابق سطر (۱)).
- **ترتیب جراحی‌ها:** دنباله‌ای به طول تعداد بیماران از شماره جراحان است. هر شماره جراح به تعداد عمل‌هایی که آن جراح باید انجام دهد، تکرار شده‌است و برای مشخص شدن ترتیب جراحی‌ها با استفاده از این لیست، هنگام پیمایش از چپ، هر بار که شماره‌ی یک جراح نمایان می‌شود، بررسی می‌شود این شماره تا آن لحظه چند بار در این لیست تکرار شده است. اگر این تعداد را n بنامیم، n -امین جراحی آن جراح به‌عنوان یک عمل در صف جراحی‌ها ثبت می‌شود و

به همین ترتیب سایر جراحی‌ها نیز به صف اضافه می‌شوند. لازم به ذکر است که زمان شروع جراحی‌ها، که در قالب ماتریسی برای هر بیمار و سناریو ذخیره می‌شود، با پیمایش صف بدست آمده از بخش ترتیب جراحی‌ها تولید می‌گردد (مطابق سطر (۲)).

• زمان شروع هر جراحی در سناریو های

مختلف: از یک لیست I بخشی استفاده شده است که هر بخش طولی برابر با تعداد سناریوها دارد و I برابر با تعداد بیماران است و هر ژن نشان دهنده زمان شروع جراحی بیمار متناظر آن بخش در سناریو متناظر است. (مطابق سطر (۳)).

- **وضعیت زمان‌بندی بیماران:** به‌صورت یک لیست باینری با طول تعداد بیماران برای مشخص کردن حضور یا عدم حضور هر بیمار در برنامه (مطابق سطر (۴)).

- **تخصیص تخت‌ها:** لیستی به تعداد بیماران که هر ژن شماره تخت اختصاص‌یافته به هر بیمار را شامل می‌شود (مطابق سطر (۵)).

- **اتاق‌های باز:** لیست باینری آن نشان‌دهنده اتاق‌های فعال در ابتدای دوره است و طول آن برابر با تعداد اتاق‌های عمل است (مطابق سطر (۶)).

- **تخصیص پرسنل:** شامل سه لیست مجزا هر یک به طول تعداد اتاق‌های عمل برای پرستاران، دستیاران پزشکی و هوش‌برها که هر ژن نشان دهنده شماره پرسنل مورد نظر اختصاص یافته به اتاق عمل متناظر است. (مطابق سطرهای (۷) و (۸) و (۹)).

- **تخصیص جراحان به اتاق‌های عمل:** از یک لیست باینری D بخشی استفاده شده است که هر بخش طولی برابر با تعداد اتاق‌های عمل دارد که D برابر با تعداد جراحان است و هر ژن نشان دهنده حضور جراح متناظر با آن بخش از لیست در اتاق عمل متناظر آن است (مطابق سطر (۱۰)). به‌منظور درک بهتر ساختار کروموزوم، مثالی در شکل ۱ ارائه شده‌است که در آن چهار اتاق عمل، چهار بیمار، سه سناریو

شده‌اند. جراحی‌های جراح اول با $O_{11} - O_{12}$ و جراح دوم با $O_{21} - O_{22}$ نشان داده شده‌است.

برای مدت زمان هر جراحی، دو دستیار پزشک، دو پرستار، دو هوش‌بر و دو جراح (هر کدام با دو عمل جراحی) در نظر گرفته



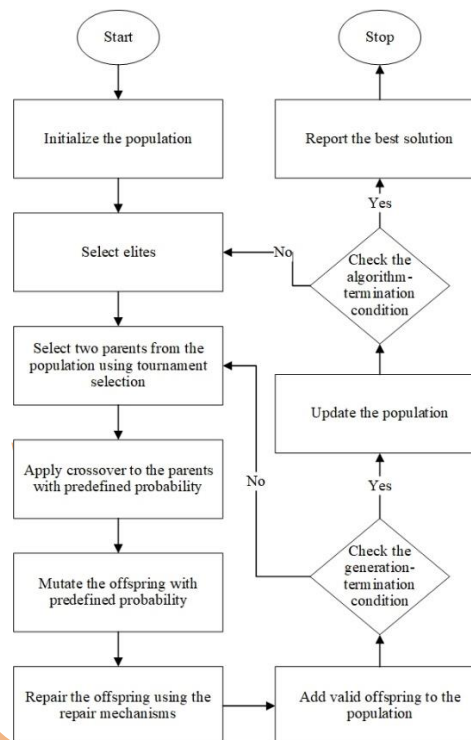
شکل ۱. نمایش کروموزم در الگوریتم ژنتیک (Chromosome representation in genetic algorithm)

۲.۴. قدم‌های الگوریتم ژنتیک

قدم‌های اصلی الگوریتم ژنتیک توسعه یافته در شکل ۲ نشان داده شده است.

انتخاب تورنمنتی^{۱۷} با اندازه سه استفاده شده است. در این روش، سه کروموزوم به صورت تصادفی از جمعیت انتخاب شده و مقادیر تابع برازندگی آنها محاسبه می شود. سپس بهترین کروموزوم در میان آنها به عنوان والد برگزیده می شود. تکرار این فرآیند منجر به انتخاب مجموعه ای از والدین می گردد که کیفیت بالاتری نسبت به انتخاب تصادفی دارند، در عین حال امکان حضور کروموزوم های متوسط یا ضعیف نیز باقی می ماند که به حفظ تنوع جمعیت کمک می کند.

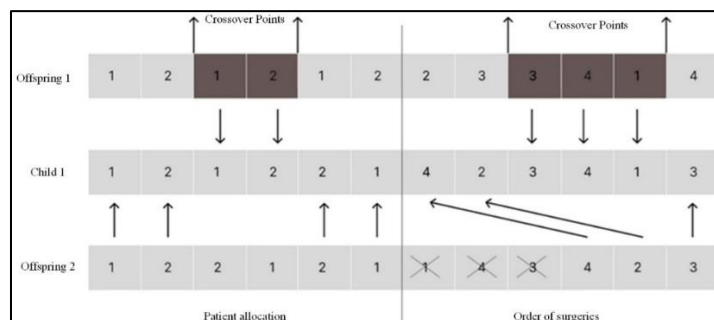
در گام بعد، عملگر تقاطع بر روی والدین انتخاب شده اعمال می شود. به عنوان مثال برای مسئله ای با دو اتاق عمل و چهار جراح که در آن جراحان ۱، ۲، ۳ و ۴ به ترتیب ۱، ۱، ۲ و ۲ عمل جراحی دارند، عملگر تقاطع به صورت دو نقطه ای طراحی شده است و تنها بر دو بخش اصلی کروموزوم، یعنی بخش تخصیص بیماران به اتاق های عمل و بخش ترتیب جراحی ها، اعمال می گردد. در بخش تخصیص بیماران، عملگر تقاطع دو نقطه ای استاندارد به کار گرفته شده است؛ بدین معنا که دو نقطه برش در بخش مورد نظر انتخاب شده و ژن های میانی بین والدین جابه جا می شوند تا فرزندان جدید شکل گیرند. اما در بخش ترتیب جراحی ها، به منظور تضمین ظاهر شدن هر شماره جراح دقیقاً به تعداد دفعات مورد نیاز، نسخه اصلاح شده ای از تقاطع دو نقطه ای توسعه داده شده است. در این نسخه، ابتدا ژن های میانی از والد اول به فرزند منتقل شده و سپس با حذف مقادیر تکراری در والد دوم، ژن های باقی مانده به ترتیب به فرزند اضافه می شوند. این مکانیزم سبب می شود ساختار صحیح توالی جراحان در فرزندان تولیدی حفظ شود. نمونه ای از اجرای این عملگر در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۲. نمودار الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده برای این پژوهش

(Flowchart of the genetic algorithm developed for this research)

با توجه به شکل ۲، فرآیند الگوریتم ژنتیک توسعه یافته با تولید جمعیت اولیه از کروموزوم های موجه آغاز می شود. در ادامه، در هر نسل بخشی از بهترین کروموزوم ها بر اساس مقدار تابع برازندگی^{۱۵} شناسایی شده و بدون تغییر به نسل بعد منتقل می شوند. این مکانیزم که تحت عنوان نخبه گرایی شناخته می شود، تضمین می کند که کیفیت بهترین جواب های به دست آمده در طول اجرا حفظ شده و دچار افت نگردد. پس از انتخاب نخبه ها، فرآیند انتخاب والدین برای تولید فرزندان جدید انجام می گیرد. در این پژوهش از روش

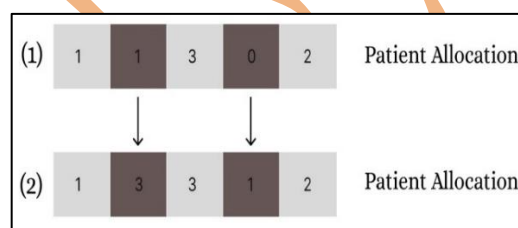


شکل ۳. عملگر تقاطع برای دو بخش تخصیص بیماران و ترتیب جراحی ها در کروموزوم پیشنهادی (The crossover operator for two segments, patient assignment segments and surgery order segments, in the chromosome)

شکل ۴. عملگر جهش در بخش تخصیص بیماران (Mutation operator in patient allocation section)

در مراحل بعد، برخی از کروموزوم‌های حاصل از تقاطع و جهش ممکن است ناموجه باشند و محدودیت‌های مسئله را نقض کنند. به همین دلیل، مکانیزم ترمیم طراحی شده است تا این کروموزوم‌ها اصلاح شوند. در این مکانیزم، تعارضات ناشی از تخصیص نادرست بیماران، زمان‌بندی نامعتبر یا تخصیص اشتباه پرسنل شناسایی و در صورت امکان اصلاح می‌گردند و در غیر این صورت کروموزوم حذف خواهد شد. این اقدام موجب می‌شود تنها جواب‌های موجه در جمعیت باقی بمانند. در جدول ۴ تمام علت‌های ناموجه شدن حاصل از این تعارضات بررسی شده و نحوه ترمیم هر کروموزوم توضیح داده شده است.

علاوه بر تقاطع، برای جلوگیری از یکنواختی و افزایش تنوع در جمعیت، عملگر جهش نیز به کار گرفته شده است. در این الگوریتم دو نوع جهش تعریف گردیده است: نخست، تغییر تصادفی تخصیص یک یا چند بیمار به اتاق‌های عمل دیگر و دوم، جابه‌جایی تصادفی ترتیب دو جراح در بخش ترتیب جراحی‌ها. بدین ترتیب، احتمال کشف نواحی جدیدی از فضای جستجو افزایش یافته و از گیر افتادن الگوریتم در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌شود. یک نمونه از نحوه اعمال جهش در بخش تخصیص بیماران در شکل ۴ نشان داده شده است که مربوط به مثالی با ۵ بیمار و ۳ اتاق عمل است.



جدول ۴. مکانیزم‌های ترمیم پیشنهادی برای کروموزوم‌های ناموجه تولیدی (The proposed repair mechanisms for infeasible chromosomes)

Type of Infeasibility	Repair Mechanism
Assigning a patient to a closed operating room	Opening operating rooms with at least one patient
Assigning an unscheduled patient to an operating room	Scheduling the patient
Mismatch between surgery starting times and surgery sequence	Rescheduling surgeries
Assigning staff to some closed operating rooms while not assigning them to some open operating rooms	Reassigning staff to open operating rooms
Assigning surgeons to unscheduled patients	Reassigning surgeons based on the scheduled patient list
Assigning beds to unscheduled patients	Reassigning beds to patients
Over-assignment of staff	Not repairable, the chromosome is discarded
Over-assignment of beds	Not repairable, the chromosome is discarded
Total surgery time exceeding the sum of regular working time and overtime in the operating room	Not repairable, the chromosome is discarded

۱.۵. تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک

برای تنظیم پارامترها از روش تاگوجی^{۱۸} در نرم‌افزار مینی‌تب^{۱۹} استفاده شده است و نتایج آن در جدول ۵ آمده است. در این جدول، منظور از جمعیت نخبه، تعداد کروموزوم‌هایی از هر نسل است که به عنوان نخبه، بدون تغییر به نسل بعدی منتقل می‌شوند.

فرآیند فوق به صورت تکراری برای نسل‌های متوالی ادامه می‌یابد تا زمانی که شرط توقف که برابر با رسیدن به ۲۰۰ نسل تعیین شده است، محقق شود. در پایان اجرای الگوریتم، بهترین جواب حاصل از میان تمام نسل‌ها به عنوان خروجی معرفی می‌شود.

۵. نتایج محاسباتی

جدول ۵. سطوح بهینه پارامترها در روش تاگوچی (Optimal levels of parameters in the Taguchi method)

Number of generation	Population size	Crossover probability	Mutation probability	Number of elites
s	y	y	y	y
۲۰۰	۱۵۰	۰٫۹	۰٫۵	۲

۲.۵. نمونه مسائل مورد استفاده

داده‌های مربوط به ۲۰ مسئله که تصادفی تولید شده‌اند، در جدول ۶ نشان شده است که در آن از مسئله ۱ تا ۲۰ به تدریج ابعاد مسائل بزرگ شده است. ستون‌های جدول بیانگر اندیس‌ها در مسئله هستند که مطابق با جدول ۳ است.

جدول ۶. داده‌های مربوط به مسائل تولید شده (Input data of the generated problems)

Problem	Y	U	Z	B	q	D	S	M	I	Problem	Y	U	Z	B	q	D	S	M	I
۱	۵	۴	۵	۶	۲	۳	۲	۵	۷	۱۱	۸	۷	۸	۳۰	۳	۵	۳	۸	۳۰
۲	۵	۴	۵	۶	۲	۳	۳	۵	۷	۱۲	۹	۸	۹	۳۰	۳	۵	۳	۹	۴۰
۳	۵	۴	۵	۹	۲	۴	۲	۵	۹	۱۳	۹	۸	۹	۳۲	۳	۵	۳	۱۰	۴۵
۴	۵	۴	۵	۷	۳	۴	۳	۵	۹	۱۴	۱۲	۱۱	۱۲	۳۵	۳	۵	۴	۱۱	۵۰
۵	۵	۴	۵	۱۰	۳	۴	۳	۵	۱۵	۱۵	۱۲	۱۱	۱۲	۳۵	۳	۵	۴	۱۱	۶۰
۶	۵	۴	۵	۱۰	۳	۵	۳	۸	۱۵	۱۶	۱۴	۱۳	۱۴	۳۵	۴	۵	۴	۱۴	۷۰
۷	۸	۸	۸	۸	۳	۵	۳	۸	۱۷	۱۷	۱۶	۱۵	۱۶	۳۵	۴	۷	۵	۱۶	۸۰
۸	۸	۸	۸	۸	۳	۵	۴	۸	۱۷	۱۸	۱۸	۱۷	۱۸	۴۵	۴	۸	۵	۱۸	۹۰
۹	۸	۵	۸	۲۰	۲	۵	۲	۵	۱۸	۱۹	۲۰	۲۰	۲۰	۴۵	۵	۸	۵	۲۰	۱۰۰
۱۰	۸	۷	۸	۲۰	۲	۵	۲	۷	۲۷	۲۰	۲۴	۲۴	۲۴	۷۰	۵	۱۰	۶	۲۴	۱۲۰

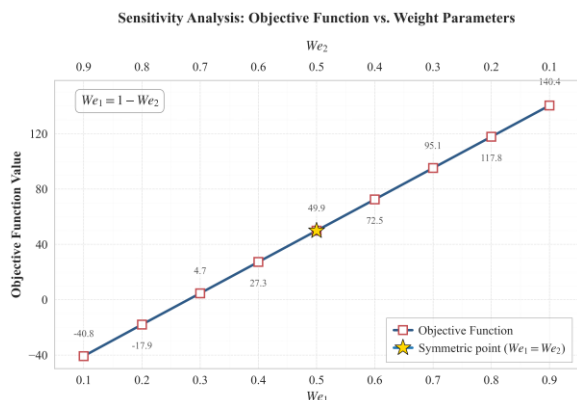
جدول ۷. نتایج الگوریتم ژنتیک پیشنهادی (Results of the proposed genetic algorithm)

Problem	Exact solver		GA		GAP%	GA without elitism		Problem	Exact solver		GA		GAP%	GA without elitism	
	Obj	Time (s)	Obj	Time (s)		Obj	Time (s)		Obj	Time (s)	Obj	Time (s)		Obj	Time (s)
۱	۲۹۵٫۸	۰٫۸۹	۲۹۵٫۸	۱۱٫۳	۰	۲۹۵٫۸	۱۸٫۷	۱۱	—	TL	۸۸٫۵	۱۹۰٫۹	—	۸۰٫۴	۱۳۷٫۴
۲	۲۸۰٫۶	۱٫۶۳	۲۸۰٫۶	۱۲٫۴	۰	۲۸۰٫۶	۲۰٫۱	۱۲	—	TL	۱۲۶٫۶	۴۰۷٫۰	—	۱۲۶٫۱	۲۶۴٫۰
۳	۴۷۱٫۲	۵٫۶۹	۴۶۶٫۴	۱۵٫۰	۱٫۰۲	۴۵۱٫۲	۱۶٫۴	۱۳	—	TL	۱۸۰٫۸	۷۶۳٫۷	—	۱۶۵٫۸	۳۵۰٫۲
۴	۴۸٫۸۴	۱۱٫۰۳	۴۸٫۸	۱۱٫۸	۰	۴۸٫۳	۱۷٫۶	۱۴	—	TL	۱۹۹٫۵	۱۰۱٫۰	—	۱۶۸٫۷	۶۸٫۴
۵	۶۶٫۹۶	۵۷٫۹۸	۶۴٫۹	۲۸٫۸	۳٫۰۵	۶۰٫۹	۳۲٫۰	۱۵	—	TL	۲۴۴٫۴	۱۴۴٫۰	—	۲۴۴٫۱	۹۴٫۴
۶	۷۲٫۵۲	۱۰۶٫۴۹	۷۰٫۰	۵۶٫۲	۳٫۴۷	۶۶٫۴	۸۱٫۷	۱۶	—	TL	۳۰۴٫۶	۳۲۳٫۷	—	۲۹۲٫۶	۲۱۴٫۴
۷	—	TL*	۷۵٫۳	۳۱٫۸	—	۷۰٫۲	۲۱٫۵	۱۷	—	TL	۳۳۶٫۹	۶۳۰٫۰	—	۳۲۴٫۵	۴۵۱٫۲
۸	—	TL	۷۲٫۲	۳۴٫۴	—	۷۲٫۲	۳۵٫۴	۱۸	—	TL	۳۹۵٫۶	۵۵۴٫۴	—	۳۹۰٫۷	۵۳۷٫۶
۹	—	TL	۳۵٫۶	۶۲٫۶	—	۳۵٫۶	۶۵٫۲	۱۹	—	TL	۴۰۱٫۶	۳۶۷٫۴	—	۳۸۹٫۹	۳۶۰٫۲
۱۰	—	TL	۱۰۶٫۷	۴۸٫۷	—	۹۹٫۷	۳۸٫۷	۲۰	—	TL	۴۴۹٫۰	۳۸۶٫۰	—	۴۲۱٫۴	۳۹۶٫۷

*TL: Time Limit

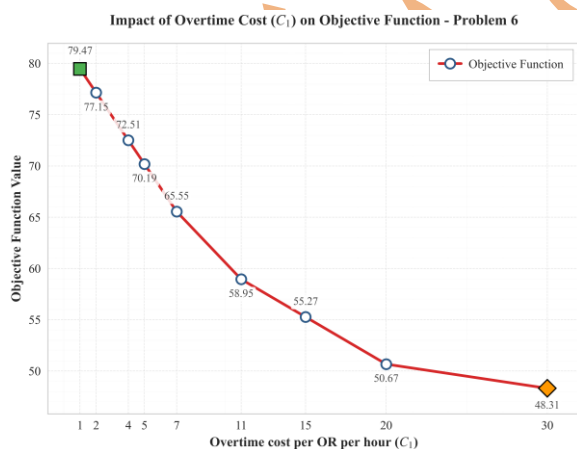
درصد اختلاف برابر با صفر است و حداکثر اختلاف برابر با ۳٫۴۷٪ است. برای مسائل ابعاد بزرگ که نرم افزار بهینه سازی

طبق جدول ۷، برای شش مسئله اول که جواب بهینه آن‌ها موجود است، متوسط درصد اختلاف نسبی الگوریتم ژنتیک و جواب بهینه برابر با ۱٫۲۶٪ است و در سه نمونه از این مسائل



شکل ۵. تغییرات تابع هدف بر اساس تغییر دو وزن We_1 و We_2
(Changes in the objective function based on changes in the two weights We_1 and We_2)

تأثیر تغییر هزینه ساعتی اضافه کاری بر مقدار تابع هدف نیز در مسئله ۶ مورد بررسی قرار گرفت. همان طور که در شکل ۶ مشاهده می شود، با افزایش هزینه اضافه کاری از ۱ به ۳۰ واحد پولی، مقدار تابع هدف به صورت نزولی و غیرخطی از ۷۹/۴۷ به ۴۸/۳۱ کاهش یافته است. این روند کاهشی نشان دهنده حساسیت مدل به این پارامتر هزینه ای است. نرخ کاهش در بازه های پایین تر (به ویژه از ۱ به ۷) شدیدتر است که حاکی از تأثیر قوی جریمه گذاری اولیه بر جواب مساله است. پس از $C_1 = 15$ شیب منحنی ملایم تر می شود.



شکل ۶. تغییرات تابع هدف نسبت به هزینه ساعتی اضافه کاری (C_1)
(Sensitivity of the objective function to overtime (hourly cost(C_1)))

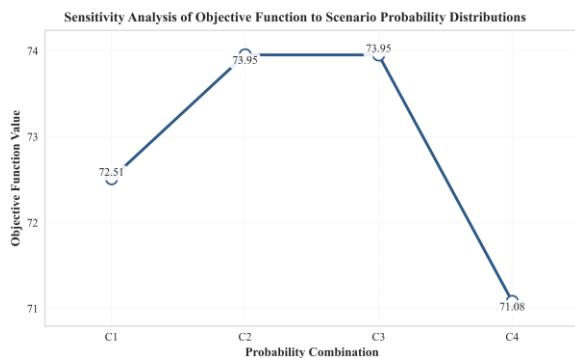
تأثیر تغییر توزیع احتمالات سناریوهای مختلف مدت زمان جراحی بر مقدار تابع هدف نیز در مسئله ۶ مورد بررسی قرار

قادر به ارائه حتی یک جواب موجه در زمان ۱ ساعت نیست، الگوریتم ژنتیک دارای متوسط زمان حل ۲۸۸.۹۷ ثانیه است. بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۷، مقایسه ای عملکرد الگوریتم ژنتیک توسعه یافته (با مکانیزم نخبه گرایی) با نسخه ای فاقد این مکانیزم، برتری رویکرد نخبه گرا را در اکثر مسائل تأیید می کند. بیشترین بهبود عملکرد در مسئله ۱۴ با اختلاف ۱۸.۲٪ در مقدار تابع هدف مشاهده شد. به طور کلی، محاسبه ای میانگین اختلاف عملکرد در تمامی ۲۰ نمونه، بهبود متوسط ۴.۳٪ را برای الگوریتم نخبه گرا نشان می دهد. این نتایج گویای اثربخشی انتقال بهترین جواب ها به نسل های بعد در حفظ کیفیت جواب است.

۳.۵. تحلیل حساسیت

در این قسمت، بر روی وزن های دو بخش تابع هدف و هزینه بیکاری، تحلیل حساسیت انجام می شود. همچنین روند تغییر تابع هدف نسبت به احتمالات تخصیص داده شده به سناریوهای مدت زمان جراحی بررسی می شود.

تأثیر تغییر وزن های دو بخش تابع هدف (We_1 و We_2) بر مقدار تابع هدف در مسئله ۶ (بزرگترین ابعاد مساله ای که جواب بهینه آن موجود است) مورد بررسی قرار گرفت. همان طور که در شکل ۵ مشاهده می شود، با افزایش We_1 (وزن مربوط به بخش رضایت پرسنل و اولویت بندی بیماران) از ۰/۱ به ۰/۹، مقدار تابع هدف از ۴۰.۷۵- به ۱۴۰.۳۷ با شیب ثابتی افزایش یافته است. همچنین تخصیص وزن های یکسان به معیارهای انسانی ($We_1 = 0.5$) و هزینه ای ($We_2 = 0.5$)، منجر به مقادیر مثبت تابع هدف می شود که حاکی از تأثیر بیشتر معیارهای انسانی نسبت به هزینه ای در مدل توسعه داده شده است.



Combination	Probability of Scenario 1	Probability of Scenario 2	Probability of Scenario 3
C1	0.4	0.5	0.1
C2	0.4	0.4	0.2
C3	0.2	0.6	0.2
C4	0.7	0.2	0.1

شکل ۷. تغییرات تابع هدف نسبت به تغییرات احتمال سناریوها
(Sensitivity analysis of the objective function to variations in scenario probabilities)

۶. نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

در این پژوهش، یک مدل ریاضی با هدف بهینه‌سازی تخصیص اتاق عمل به بیماران به منظور افزایش رضایت تیم درمان و کاهش هزینه‌های عملیاتی با لحاظ محدودیت‌های دنیای واقعی شامل تخصیص تخت بستری به بیماران پس از جراحی، تخصیص پرسنل مورد نیاز به هر اتاق عمل و عدم تداخل جراحی‌های هر اتاق ارایه شده‌است. به منظور حل مدل ارایه شده، یک الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا با طراحی ویژه کروموزوم و عملگرهای تقاطع و جهش، توسعه داده شده‌است. همچنین مکانیزم‌های اصلاحی به منظور ترمیم کروموزوم‌های ناموجه حاصل از عملگرهای تقاطع و جهش ارایه شده‌است. مهم‌ترین نوآوری‌های پژوهش شامل ارائه یک مدل ریاضی جامع با در نظر گرفتن همزمان معیارهای انسانی، هزینه‌های عملیاتی و عدم قطعیت زمان جراحی‌ها و توسعه یک الگوریتم ژنتیک نخبه‌گرا با طراحی اختصاصی کروموزوم و عملگرهای تقاطع و جهش متناسب با ویژگی‌های مسئله، است.

الگوریتم پیشنهادی بر روی ۲۰ نمونه مساله پیاده‌سازی شده‌است و دارای درصد اختلاف نسبی ۱.۲۶٪ در حل مسائلی است که نرم‌افزار بهینه‌سازی قادر به ارایه جواب بهینه برای آن‌ها است. همچنین استفاده از رویکرد نخبه‌گرایی در الگوریتم ژنتیک پیشنهادی باعث متوسط بهبود ۴.۳ درصدی

گرفت. همان‌طور که در شکل ۷ و جدول ۸ مشاهده می‌شود، چهار ترکیب احتمالی متفاوت برای سه سناریو ممکن در نظر گرفته شد (ترکیب پایه مورد استفاده در حل مسائل، C۱ است). ترکیب چهارم (C۴) که در آن احتمال سناریو ۱ (با میانگین مدت زمان ۳/۰۳ ساعت) به ۰/۷ افزایش یافته‌است، منجر به کمترین مقدار تابع هدف شده‌است. این نتیجه به این نحو قابل تفسیر است: افزایش احتمال سناریو با زمان‌های جراحی طولانی‌تر، منجر به کاهش تعداد بیماران زمان‌بندی‌شده، افزایش احتمال وقوع اضافه‌کاری و افزایش هزینه‌های جریمه می‌شود و در نهایت مقدار تابع هدف را کاهش دهد. در مقابل، ترکیب‌هایی با توزیع متعادل‌تر احتمالات (مانند C۲) منجر به مقادیر بالاتر تابع هدف شده‌اند. این یافته بر اهمیت تخمین واقع‌بینانه‌تر توزیع احتمالات در مدل تأکید می‌کند.

جدول ۸. زمان جراحی هر بیمار تحت سه سناریو در مساله ۶
(Surgery duration for each patient under three scenarios in problem ۶)

Patient	Scenario ۱	Scenario ۲	Scenario ۳
۱	۴	۲,۵	۱
۲	۳	۲,۵	۲
۳	۳,۵	۴	۱
۴	۳	۲,۵	۲
۵	۴	۳	۱,۵
۶	۲,۵	۳	۳
۷	۴	۲,۵	۳
۸	۲	۲,۵	۳
۹	۳,۵	۳	۲
۱۰	۲	۲,۵	۳,۵
۱۱	۲	۲,۵	۳
۱۲	۳,۵	۳	۲
۱۳	۲	۲,۵	۳,۵
۱۴	۳	۲,۵	۲
۱۵	۳,۵	۴	۱
Average	۳,۰۳	۲,۸۳	۲,۲۳

پانوشت ها

۱. Genetic Algorithm (GA)
۲. NP-Hard
۳. Chromosome
۴. Crossover
۵. Mutation
۶. Elitism
۷. Repair mechanism
۸. Open/Closed/Hybrid Scheduling
۹. Tabu search
۱۰. Differential Evolution
۱۱. Iterated Constructive
۱۲. Monte Carlo simulation
۱۳. Greedy algorithm
۱۴. Compromise Programming
۱۵. Fitness function
۱۶. Scenario based stochastic modeling
۱۷. Tournament Selection
۱۸. Taguchi method
۱۹. Minitab software

مراجع (References)

۱. Spratt, B., Kozan, E. and Sinnott, M., ۲۰۱۸. Analysis of uncertainty in the surgical department: Durations, requests and cancellations. *Australian Health Review*, 43(۶), ۷۰۶-۷۱۱. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.07822>.
۲. Ranjbar, M. and Ghafourian, A., ۲۰۱۴. a branch-and-bound algorithm for a bi-objective operating room scheduling problem. *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management*, 29(۲), ۸۳-۹۱. [In Persian]
۳. Al Amin, M., Baldacci, R. and Kayvanfar, V., ۲۰۲۰. A comprehensive review on operating room scheduling and optimization. *Operational Research*, 25(۱), ۳. <https://doi.org/10.1007/s12351-024-00884-z>.
۴. Soualfi, O.H., El Barkan, A. and Harras, B., ۲۰۲۳. Planning and scheduling of operating theater under resources constraints: State of the art and future trends and impact on energy consumption. In *E3S Web of Conferences* (Vol. ۴۱۲, p. ۰۱۰۷۴). EDP Sciences. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202341201074>.
۵. Zhu, S., Fan, W., Yang, S., Pei, J. and Pardalos, P. M., ۲۰۱۹. Operating room planning and surgical case scheduling: a review of literature. *Journal of Combinatorial Optimization*, 37(۳), ۷۵۷-۸۰۵. <https://doi.org/10.1007/s10878-018-0322-6>.
۶. Goldani, N., Najiazimi, Z. and Nazemi, S., ۲۰۱۹. A mathematical model for operating rooms planning under uncertainty (the case: Ghaem hospital of mashhad). *Industrial Management Studies*, 17(۵۲), ۵۹-۸۸. <https://doi.org/10.22054/jims.2018.18424.1657>. [In Persian]
۷. Li, Z., Yan, J. and Xue, J., ۲۰۲۴. Multi-objective fuzzy surgical scheduling during post-disaster with Nash equilibrium. *Expert Systems with Applications*, 238, 12194۵. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.12194۵>.
۸. Bandi, C. and Gupta, D., ۲۰۲۰. Operating room staffing and scheduling. *Manufacturing & Service Operations Management*, 22(۵), ۹۵۸-۹۷۴. <https://doi.org/10.1287/msom.2019.0781>.
۹. Maghzi, P., Roohnavazfar, M., Mohammadi, M. and Naderi, B., ۲۰۱۹. A mathematical model

for operating room scheduling considering limitations on human resources access and patient prioritization. *Journal of Quality Engineering and Production Optimization*, 4(۲), ۶۷-۸۲. <https://doi.org/10.22070/jqepo.2020.45019.111>.

۱۰. Gür, Ş., Eren, T. and Alakaş, H.M., ۲۰۱۹. Surgical operation scheduling with goal programming and constraint programming: A case study. *Mathematics*, 7(۳), ۲۵۱. <https://doi.org/10.3390/math703251>.

۱۱. Hooshmand, F., MirHassani, S.A. and Akhavein, A., ۲۰۱۸. Adapting GA to solve a novel model for operating room scheduling problem with endogenous uncertainty. *Operations Research for Health Care*, 19, ۲۶-۴۳. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2018.02.002>.

۱۲. Razmi, J., Yousefi, M.S. and Barati, M., ۲۰۱۵. A stochastic model for operating room unique equipment planning under uncertainty. *IFAC-PapersOnLine*, 48(۳), ۱۷۹۶-۱۸۰۱. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.347>.

۱۳. Roland, B., Di Martinelly, C., Riane, F. and Pochet, Y., ۲۰۱۰. Scheduling an operating theatre under human resource constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 58(۲), ۲۱۲-۲۲۰. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.01.005>.

۱۴. Fei, H., Meskens, N. and Chu, C., ۲۰۱۰. A planning and scheduling problem for an operating theatre using an open scheduling strategy. *Computers & Industrial Engineering*, 58(۲), ۲۲۱-۲۳۰. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.02.012>.

۱۵. Bouguerra, A., Sauvey, C. and Sauer, N., ۲۰۱۵. Mathematical model for maximizing

operating rooms utilization. *IFAC-PapersOnLine*, 48(۳), ۱۱۸-۱۲۳. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.168>.

۱۶. Molina-Pariente, J.M., Fernandez-Viagas, V. and Framinan, J.M., ۲۰۱۵. Integrated operating room planning and scheduling problem with assistant surgeon dependent surgery durations. *Computers & Industrial Engineering*, 82, ۸-۲۰. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.01.006>.

۱۷. Molina-Pariente, J.M., Hans, E. W. and Framinan, J.M., ۲۰۱۸. A stochastic approach for solving the operating room scheduling problem. *Flexible services and manufacturing journal*, ۳۰(۱), ۲۲۴-۲۵۱. <https://doi.org/10.1007/s10696-016-9250-x>.

۱۸. Duenas, A., Di Martinelly, C., Yazgi Tütüncü, G. and Aguado, J., ۲۰۱۶. A multi-objective hospital operating room planning and scheduling problem using compromise programming. In *Mexican International Conference on Artificial Intelligence* (pp. ۳۷۹-۳۹۰). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-62434-1_31.

۱۹. Kazemi, M., Sadegheih, A., Lotfi, M. M., & Vahdat, M. A., ۲۰۲۳. Scheduling in a dynamic cellular manufacturing system with connected periods and considering the possibility of machines relocation during the period. *Sharif journal of industrial engineering & management*, ۳۹(۱), ۸۵-۹۸. <https://doi.org/10.24200/j75.2022.09.48.2200>. [In Persian]