



University Of Qom



Optimal Design of Space Structures Considering Connection Stiffness Using a Machine Learning Based Surrogate Model

Majid Ilchi Ghazaan^{1✉}, Mostafa Sharifi², Sevim Rahimbaksh khiabani³

1. Corresponding author, School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran. E-mail: ilchi@iust.ac.ir
2. School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran. E-mail: mostafa_sharifi@alumni.iust.ac.ir
3. School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran. E-mail: s_rahimbakhsh@civileng.iust.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 02 Jul 2025
Revised 14 Aug 2025
Accepted 16 Aug 2025
Published 16 Aug 2025

Keywords:
Space Structures,
Connection Stiffness,
Optimization,
Surrogate Models,
Active Learning.

ABSTRACT

In this research, the optimal design of space structures considering the actual stiffness of connections is performed using a surrogate model based on a machine learning algorithm. Space structures, as one of the most important types of lightweight and robust structural systems, often have semi-rigid connections whose behavior is conventionally idealized as either rigid or pinned. This unrealistic assumption can lead to an increase in structural weight or construction costs. Therefore, incorporating the actual stiffness of connections into the optimal design process can result in reduced overall structural weight and improved efficiency. Since accurately calculating the total structural weight including the weight and costs associated with connections, which account for approximately 15 to 45 percent of the total weight is essential, connection weight has also been included in the objective function. To reduce computational costs, a surrogate model based on a machine learning algorithm is employed. Moreover, to enhance the accuracy and efficiency of the surrogate model, an active learning method is used for the intelligent selection of training data. The results indicate that the proposed method is capable of finding optimal solutions with fewer analyses compared to metaheuristic algorithms. According to the results, 800-member and 1016-member space structures with semi-rigid connections have 4.25% and 14.48% less weight, respectively, compared to structures with pinned and rigid connections.

Cite this article: Ilchi Ghazaan M, Sharifi M, Rahimbaksh Khiabani S. Optimal Design of Space Structures Considering Connection Stiffness Using a Machine Learning Based Surrogate Model. Civil Infrastructure Researches. 2025; 11(2): 67-82. <https://doi.org/10.22091/cer.2025.13271.1635>



Introduction

Space structures are widely used in large-span constructions such as stadiums, airports, and industrial halls due to their lightweight and robust nature. These systems typically feature semi-rigid connections, whose behavior lies between idealized pinned and rigid assumptions. Conventional design methods often overlook this reality, leading to inaccurate analyses and suboptimal designs. While structural optimization enhances material efficiency, incorporating realistic connection behavior introduces nonlinearities that significantly increase computational costs. To address this, surrogate modeling using machine learning has emerged as a promising solution, enabling accurate response prediction with fewer full-scale analyses. This study proposes an efficient optimization framework for space structures that considers the actual stiffness of connections, using a machine learning-based surrogate model and intelligent sampling to minimize total structural weight under design constraints, offering a more realistic and practical design approach.

Methodology

The proposed methodology aims to optimize space structures by realistically modeling semi-rigid connections, which have a significant impact on structural performance. The objective is to minimize total weight while satisfying strength, displacement, and stability requirements. Design variables include member cross-sections and rotational stiffness of connections, grouped by structural role. To reduce computational burden, a machine learning-based surrogate model is employed to predict key structural responses such as stresses and displacements. An active learning strategy enhances model accuracy by iteratively selecting the most informative designs for high-fidelity finite element analysis. The process begins with an initial dataset generated via Latin hypercube sampling, followed by iterative refinement of the surrogate model using feedback from exact analyses. A custom heuristic algorithm guides the search, relying on the surrogate for most evaluations and

reserving full analyses only for high-potential candidates. This cycle continues until convergence, ensuring a high-quality solution with minimal computational effort. The framework is tested on large-scale space structures to demonstrate its scalability and effectiveness.

Results and Discussion

The framework was applied to two large-scale space structures, both featuring semi-rigid connections. Results show that the method achieves designs comparable in quality to those obtained with conventional metaheuristic algorithms, but with a significantly lower number of full structural analyses demonstrating a substantial reduction in computational cost. The surrogate model accurately predicts structural behavior, while the active learning strategy efficiently guides the search toward optimal regions of the design space. All final designs satisfy strength, displacement, and stability constraints, confirming the method's reliability. A key finding is that connection weight constitutes a notable portion of the total structural weight, highlighting the importance of including it in the objective function for a more realistic optimization. Furthermore, considering the actual stiffness of connections leads to more efficient and accurate designs compared to idealized pinned or rigid assumptions. The method proves robust and scalable, handling complex configurations with numerous members and connection groups, making it suitable for real-world engineering applications.

Conclusion

This study presents an efficient and practical optimization framework for space structures that accounts for the real stiffness of semi-rigid connections. By integrating a machine learning-based surrogate model with an active learning strategy, the method significantly reduces computational demands while maintaining high solution accuracy. The inclusion of connection weight and stiffness as design variables enhances the realism and reliability of the optimization process. The

approach demonstrates strong performance on large-scale structures, achieving near-optimal designs with a fraction of the analyses required by traditional methods. It offers a viable alternative for practical engineering design, particularly where computational efficiency and modeling accuracy are critical. Future work should focus on incorporating uncertainty quantification and integrating the framework into standard structural analysis software to enhance its applicability in industrial practice.

Funding Statement

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Declaration of Competing Interest

No competing interests: The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Authors' Contributions

Majid Ilchi Ghazaan: Conceptualization; Software; Supervision; Validation; Writing – review & editing.

Mostafa Sharifi: Formal analysis; Investigation; Resources; Methodology; Software; Visualization; Writing – original draft.

Sevim Rahimbaksh Khiabani: Formal analysis; Investigation; Resources; Software; Writing – original draft



طراحی بهینه سازه‌های فضاکار با در نظر گرفتن سختی اتصالات با استفاده از مدل جایگزینی مبتنی بر یادگیری ماشین

مجید ایلچی قزآن^۱✉، مصطفی شریفی^۲، سویم رحیم بخش خیابانی^۳

۱. نویسنده مسئول، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: ilchi@iust.ac.ir

۲. دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: mostafa_sharifi@alumni.iust.ac.ir

۳. دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران. رایانامه: s_rahimbakhsh@civileng.iust.ac.ir

چکیده

در این پژوهش، طراحی بهینه سازه‌های فضاکار با در نظر گرفتن سختی واقعی اتصالات به کمک یک مدل جایگزینی مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین صورت گرفته است. سازه‌های فضاکار به عنوان یکی از مهم‌ترین انواع سازه‌های سبک و مقاوم، اغلب دارای اتصالاتی با رفتار نیمه‌صلب هستند که در طراحی‌های متداول به صورت ایده‌آل صلب یا مفصلی در نظر گرفته می‌شوند. این فرض غیرواقعی می‌تواند منجر به افزایش وزن سازه یا افزایش هزینه‌های اجرایی شود. بنابراین، لحاظ کردن سختی واقعی اتصالات در طراحی بهینه می‌تواند به کاهش وزن کلی سازه و افزایش کارایی آن منجر شود. از آنجا که محاسبه دقیق وزن سازه شامل هزینه‌های مرتبط با اتصالات نیز ضروری است و حدود ۱۵ تا ۴۵ درصد از وزن کل سازه را تشکیل می‌دهد، در این پژوهش وزن اتصالات نیز در تابع هدف لحاظ شده است. به منظور کاهش هزینه‌های محاسباتی، از یک مدل جایگزینی مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین استفاده شده است. همچنین، به منظور افزایش دقت و کارایی مدل جایگزینی، از یک روش یادگیری فعال برای انتخاب هوشمندانه داده‌های آموزشی استفاده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با تعداد تحلیل‌های کمتری نسبت به الگوریتم فراابتکاری قادر به یافتن جواب بهینه است. طبق نتایج مشاهده شد که سازه‌های فضاکار ۸۰۰ عضوی و ۱۰۱۶ عضوی دارای اتصالات نیمه‌صلب به ترتیب ۴/۲۵ و ۱۴/۴۸ درصد وزن کمتری نسبت به سازه‌های دارای اتصالات مفصلی و صلب دارند.

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۱۱

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۲۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۵

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۲۵

کلیدواژه‌ها:

سازه‌های فضاکار،

سختی اتصالات،

بهینه‌سازی،

مدل‌های جانشین،

یادگیری فعال.

استناد: ایلچی قزآن مجید، شریفی مصطفی، رحیم‌بخش خیابانی سویم. طراحی بهینه سازه‌های فضاکار با در نظر گرفتن سختی اتصالات با استفاده از مدل جایگزینی مبتنی بر یادگیری ماشین. پژوهش‌های زیرساخت‌های عمرانی، ۱۴۰۴؛ ۱۱(۲): ۶۷-۸۲.

<https://doi.org/10.22091/cer.2025.13271.1635>



۱- مقدمه

مجموعه‌ای از تمام راه‌حل‌های ممکن می‌باشند، نمونه‌گیری می‌کنند. به طوری که به تدریج در قسمتی از فضا تصمیم‌گیری احتمال دستیابی به پاسخ بهینه وجود دارد، متمرکز می‌شوند. الگوریتم ازدحام جمعیت^۱، الگوریتم ژنتیک^۲، الگوریتم کلونی مورچه‌ها^۳، الگوریتم نهنگ بهبود یافته^۴، الگوریتم کلونی مورچه تکامل یافته^۵، الگوریتم کرم شب‌تاب^۶، الگوریتم جستجو هارمونی^۷، الگوریتم جستجو هارمونی کارآمد^۸ و الگوریتم تکامل دیفرانسیل بهبود یافته^۹ از جمله الگوریتم‌های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت به کار برده شده برای بهینه‌سازی سازه‌ها می‌باشند [۳-۱۱].

الگوریتم‌های فراابتکاری انعطاف‌پذیرترند، اما نیازمند تعداد بالایی از تحلیل‌های سازه‌ای هستند که زمان‌بر می‌باشند [۱۲ و ۱۳]. بنابراین، کاهش تعداد تحلیل‌های مورد نیاز یکی از چالش‌های اصلی در بهینه‌سازی سازه‌ها محسوب می‌شود. در دهه‌های اخیر، رویکردهای مختلفی برای بهینه‌سازی سازه‌ها با در نظر گرفتن قابلیت اطمینان و استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی پیشرفته ارائه شده است. برای مثال، در مطالعه حسینی و همکاران [۱۴] از الگوریتم سیستم بهبود یافته ذرات ارتعاشی^{۱۰} برای بهینه‌سازی مبتنی بر قابلیت اطمینان سازه‌های گنبدی استفاده شده است. همچنین، مظهرانی و همکاران [۱۵] نیز یک روش بهینه‌سازی چیدمان مبتنی بر قابلیت اطمینان برای قاب‌های فولادی با بادبندی هم‌محور در فضای سه‌بعدی ارائه کردند که در آن از الگوریتم EVPS و روش شبیه‌سازی مونت کارلو برای ارزیابی شاخص قابلیت اطمینان استفاده گردید. از دیگر تحقیقات می‌توان به کاربرد الگوریتم‌های EVPS و بهینه‌ساز گرگ خاکستری^{۱۱} در یک روش دو حلقه‌ای برای بهینه‌سازی مبتنی بر قابلیت اطمینان قاب‌های فولادی توسط حسینی و همکاران و توسعه الگوریتم سیستم ذرات ارتعاشی پیشرفته خودسازگار^{۱۲}

سازه‌های فضاکار نوعی سازه سبک و مقاوم با رفتار سه‌بعدی هستند که برای پوشش دادن دهانه‌های بزرگ بدون نیاز به تکیه‌گاه‌های متعدد بسیار مناسب هستند. این سازه‌ها به لطف قابلیت‌های فنی، اقتصادی و معماری‌شان در طراحی ساختمان‌های بزرگ مانند فرودگاه‌ها، ورزشگاه‌ها، استخرها و سالن‌های صنعتی کاربرد گسترده‌ای دارند. سازه‌های فضاکار شامل شبکه‌های متراکم از اعضا و اتصالات هستند و به عنوان یکی از راهکارهای کارآمد در ساخت‌وسازهای صنعتی مطرح می‌شوند.

در طراحی‌های متداول، اتصالات سازه‌های فضاکار اغلب به صورت ایده‌آل صلب یا مفصلی در نظر گرفته می‌شوند، در حالی که رفتار واقعی اتصالات بیشتر به حالت نیمه‌صلب نزدیک است [۱]. عدم در نظر گرفتن این رفتار واقعی می‌تواند منجر به افزایش وزن سازه یا هزینه‌های طراحی و اجرای غیرضروری شود. به عنوان مثال، طراحی با اتصالات صلب موجب افزایش هزینه‌های اتصالات می‌شود، در حالی که طراحی با اتصالات مفصلی موجب استفاده از مقاطع بزرگ‌تر و افزایش وزن سازه می‌گردد. بنابراین، لحاظ کردن سختی واقعی اتصالات در طراحی بهینه، می‌تواند به کاهش وزن و هزینه‌های کلی منجر شود. در دهه‌های اخیر، بهینه‌سازی وزن سازه‌ها به یکی از محورهای اصلی تحقیقات محققین تبدیل شده است. روش‌های بهینه‌سازی عموماً به سه دسته تقسیم می‌شوند: روش‌های مبتنی بر گرادیان، روش‌های فراابتکاری و مدل‌های جایگزینی. روش‌های مبتنی بر گرادیان دارای معایبی مانند گیرکردن در بهینه محلی هستند [۲]. روش‌های فراابتکاری دسته‌ای از الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشند که به طور هدفمند از فضای تصمیم‌گیری که

⁷ Harmony Search Algorithm (HSA)

⁸ Enhanced Harmony Search Algorithm (EHSA)

⁹ Improved Differential Evolution Algorithm (IDEA)

¹⁰ Enhanced Vibration Particle System (EVPS)

¹¹ Grey Wolf Optimizer (GWO)

¹² Self-Adaptive Enhanced Vibrating Particle System

¹ Particle Swarm Optimization (PSO)

² Genetic Algorithm (GA)

³ Ant Colony Optimization (ACO)

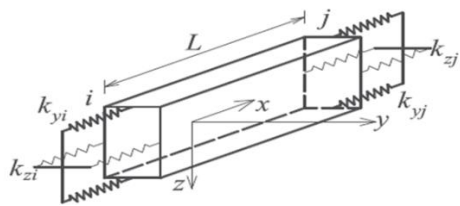
⁴ Enhanced Whale Optimization Algorithm (EWOA)

⁵ Efficient Ant Colony Optimization (EACO)

⁶ Firefly Algorithm (FA)

تحلیلی که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است، روش تحلیل ماتریسی اصلاح شده است که توسط مونفورتن [۲۲] برای تحلیل اعضا دارای اتصالات نیمه‌صلب پیشنهاد شده است.

ماتریس سختی تعمیم یافته این روش برای عضوی با اتصالات نیمه‌صلب مانند شکل ۱، به صورت رابطه (۱) بیان می‌شود:



شکل ۱- مدل مکانیکی المان دارای اتصالات انعطاف پذیر

$$k_e = \begin{bmatrix} k_{ii} & k_{ij} \\ k_{ji} & k_{jj} \end{bmatrix} \quad (1)$$

مجموع ماتریس‌های سختی تصحیح شده المان‌ها، ماتریس سختی کل سازه را تشکیل می‌دهند. در این ماتریس، زیرماتریس K_{kk} مربوط به گره k است و ابعاد آن برابر با تعداد درجات آزادی گره k می‌باشد [۲۳].

در این مطالعه، با فرض اینکه تفاوت چندانانی بین سختی حول محورهای y و z سازه‌های فضاکار وجود ندارد، سختی اتصالات حول هر دو محور یکسان در نظر گرفته شده و به صورت k_m نام‌گذاری شده است. همچنین، جهت ساده‌سازی در محاسبات، از سختی بی‌بعد اتصالات استفاده شده است که با رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$\alpha = \frac{k_m}{EI/L} \quad (2)$$

در این رابطه E و I به ترتیب ممان اینرسی، مدول الاستیسیته و طول عضو هستند.

۳- بهینه‌سازی

هدف اصلی این پژوهش، طراحی بهینه سازه‌های فضاکار دارای اتصالات نیمه‌صلب با در نظر گرفتن وزن کلی سازه است. این بهینه‌سازی با اعمال قیود طراحی مربوط به

برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی سازه‌ای اشاره کرد [۱۶ و ۱۷]. این مطالعات نشان‌دهنده روند رو به رشد استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی پیشرفته و رویکردهای مبتنی بر قابلیت اطمینان در طراحی بهینه سازه‌ها می‌باشد.

برای غلبه بر چالش‌های محاسباتی روش‌های سنتی، از مدل‌های جایگزینی استفاده می‌شود که قادر به پیش‌بینی رفتار سازه بدون انجام تحلیل‌های سنگین هستند. این مدل‌ها از داده‌های ورودی-خروجی ساخته شده و می‌توانند با دقت قابل قبولی به جای تحلیل مستقیم سازه عمل کنند. در دهه‌های اخیر با پیشرفت تکنولوژی محاسباتی، مدل‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی به‌طور گسترده‌ای در مسائل مهندسی سازه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ترکیب این مدل‌ها با الگوریتم‌های بهینه‌سازی، دقت و کارایی را در حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی افزایش داده است [۱۸-۲۱].

با وجود پیشرفت‌های انجام‌شده، هنوز چالش‌هایی مانند عدم تحذب و غیرخطی بودن مسئله بهینه‌سازی وجود دارد که می‌تواند منجر به گیرکردن در بهینه محلی شود. استفاده از مدل‌های جایگزینی مبتنی بر یادگیری ماشین می‌تواند به کاهش هزینه‌های محاسباتی و افزایش سرعت بهینه‌سازی کمک کند. در این پژوهش، از یک مدل جایگزینی مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین استفاده شده است. همچنین، برای افزایش دقت و کارایی مدل، از یک روش یادگیری فعال برای انتخاب هوشمندانه داده‌های آموزشی استفاده شده است. هدف اصلی این پژوهش، بهینه‌سازی وزن سازه‌های فضاکار با در نظر گرفتن سختی واقعی اتصالات و وزن خود اتصالات است.

۲- تحلیل سازه

تحلیل سازه‌های دارای اتصالات نیمه‌صلب نیازمند در نظر گرفتن سختی چرخشی اتصالات است. یکی از مهم‌ترین مراحل در تحلیل و طراحی این نوع سازه‌ها، مدل‌سازی دقیق سختی اتصالات نیمه‌صلب است. روش

با توجه به اینکه سختی چرخشی اتصالات نیمه‌صلب بین محدوده سختی اتصالات مفصلی و صلب قرار دارد، وزن اتصالات نیمه‌صلب نیز بین وزن اتصالات مفصلی و صلب خواهد بود. بنابراین، وزن اتصالات نیمه‌صلب به صورت تقریبی با استفاده از رابطه خطی زیر محاسبه می‌شود:

$$C_{Ri} = C_{Ri}^L + (C_{Ri}^u + C_{Ri}^L) \frac{a_i - a_i^L}{a_i^u - a_i^L} \quad (۶)$$

در این رابطه، C_{Ri}^L وزن اتصال مفصلی و C_{Ri}^u وزن اتصال صلب است. همچنین α_i سختی بی‌بعد اتصال نیمه‌صلب را نشان می‌دهد، در حالی که α_i^L و α_i^u به ترتیب سختی بی‌بعد اتصال مفصلی و صلب را مشخص می‌کنند. همچنین، وزن اتصالات صلب و مفصلی با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$C_i^L = \frac{0.15}{2} \times \rho A_b L_b \quad (۷)$$

$$C_i^u = \frac{0.4}{2} \times \rho A_b L_b \quad (۸)$$

در این روابط، A_b نشان‌دهنده سطح مقطع عضو متصل به گره و L_b نیز طول متوسط این اعضا می‌باشد. با جایگذاری روابط فوق در رابطه (۶)، مجموع وزن اتصالات نیمه‌صلب سازه به صورت زیر بدست می‌آید:

$$W_C = \sum_{j=1}^m x \rho A_b L_b \quad (۹)$$

ضریب x نیز با استفاده از داده‌های تجربی و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$x = \left(\frac{0.15}{2} + \frac{0.25}{2} \left(\frac{a_i - a_i^L}{a_i^u - a_i^L} \right) \right) \quad (۱۰)$$

۳-۲- توابع محدودیت

در این مطالعه، قیود طراحی براساس آیین‌نامه فولاد آمریکا^{۱۳} شامل پایداری کلی سازه، نسبت تقاضا به

آیین‌نامه‌های سازه‌های فولادی، شامل پایداری کلی سازه، نسبت تقاضا به ظرفیت، جابه‌جایی گرهی و نسبت تنش برشی انجام می‌شود. متغیرهای طراحی شامل مقاطع اعضا و سختی بی‌بعد اتصالات هستند.

در ادامه، به بررسی تابع هدف، قیود طراحی و نحوه مدیریت آنها (با استفاده از روش جریمه) پرداخته می‌شود.

۳-۱- تابع هدف

تابع هدف این مسئله، حداقل کردن وزن کلی سازه است که شامل وزن اعضا سازه و وزن اتصالات می‌شود. در بسیاری از مطالعات قبلی، وزن اتصالات در تابع هدف در نظر گرفته نمی‌شود، در حالی که حدود ۱۵ تا ۴۰ درصد از وزن کل سازه‌های فضاکار مربوط به اتصالات است [۲۴]. بنابراین، در این پژوهش، وزن اتصالات نیمه‌صلب نیز در محاسبه تابع هدف لحاظ شده است.

تابع هدف به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۵]:

$$W_T = W_F + W_C \quad (۳)$$

که در آن W_T نماینده وزن کل سازه است و از مجموع وزن اعضا (W_F) و وزن اتصالات (W_C) به دست می‌آید. وزن کل اعضا (W_F) از رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$W_F = \sum_{i=1}^n \rho A_i L_i \quad (۴)$$

که در این رابطه ρ چگالی فولاد، A_i مساحت مقطع عضو i و L_i طول عضو i است.

همچنین، وزن اتصالات (W_C) که شامل وزن تمامی اتصالات نیمه‌صلب است، با استفاده از رابطه خطی زیر تعیین می‌شود:

$$W_C = \sum_{j=1}^m C_j K_j \quad (۵)$$

در این رابطه، C_j نشان‌دهنده وزن گره j ام و K_j نوع یا تایپ اتصال گره j ام را مشخص می‌کند.

¹³ AISC-LRFD

در این روابط، V_x و V_y نیروهای برشی مورد نیاز در جهت های x و y ، V_{nx} و V_{ny} مقاومت های اسمی برشی و ϕ_v نیز ضریب کاهش مقاومت برشی است.

جابه جایی گرهی یکی از قیود مهم در طراحی سازه ها است که اطمینان از عملکرد مناسب سازه تحت بارگذاری های مختلف را فراهم می کند. این قید به صورت زیر بیان می شود:

$$\frac{d_j}{d_{all}} - 1 \leq 0 \quad (16)$$

در تابع فوق، d_j جابه جایی گره j ام و d_{all} جابه جایی مجاز می باشد.

۳-۳- مدل جایگزینی

در طراحی بهینه سازه ها با ابعاد واقعی، هزینه محاسباتی بالایی برای تحلیل های مکرر معمولاً وجود دارد. یکی از روش های مؤثر برای غلبه بر این چالش، استفاده از مدل های جایگزینی است که قادر به پیش بینی رفتار سازه بدون انجام تحلیل های سنگین و مستقیم هستند. در این مطالعه، از الگوریتم یادگیری ماشین XGBoost به عنوان یک مدل جایگزینی قدرتمند برای بهینه سازی وزن سازه های فضاکار با اتصالات نیمه صلب استفاده شده است. همچنین، به منظور افزایش دقت و کارایی مدل جایگزینی، از یک روش یادگیری فعال برای انتخاب هوشمندانه داده های آموزشی و بروزرسانی متوالی مدل استفاده شده است.

۳-۴- XGBoost

الگوریتم XGBoost نوعی بهینه سازی گرادیانی تقویت شده است. این الگوریتم به عنوان یکی از ابزارهای قدرتمند در یادگیری ماشین، به دلیل عملکرد بالا، مقاومت در برابر داده های نویزی، قابلیت تفسیر و مدیریت مقادیر گمشده، مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است.

ظرفیت^{۱۴}، جابه جایی گرهی و مقاومت برشی هستند که در زیر هریک از این قیود به همراه روابط مربوطه ارائه شده است:

پایداری کلی سازه یکی از مهم ترین معیارهای طراحی سازه های فولادی است که اطمینان حاصل می کند سازه بدون دچار شدن به خرابی ناشی از کمانش جانبی تحت بارگذاری های مختلف عملکرد مناسبی داشته باشد. این قید به صورت زیر بیان می شود:

$$\det(K) > 0 \quad (11)$$

در این رابطه، K ماتریس سختی کل سازه است.

نسبت تقاضا به ظرفیت یکی از ابزارهای اصلی برای ارزیابی رفتار سازه تحت نیروهای محوری و لنگرهای خمشی است. این قید برای مقاطع دارای یک یا دو محور تقارن به صورت زیر بیان می شود:

$$\frac{P_u}{\phi_c P_n} + \frac{8}{9} \left(\frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) - 1 < 0, \frac{P_u}{\phi_c P_n} \geq 0.2 \quad (12)$$

$$\frac{P_u}{2\phi_c P_n} + \left(\frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) - 1 \leq 0, \frac{P_u}{\phi_c P_n} < 0.2 \quad (13)$$

در این روابط، P_u نیروی محوری داخلی لازم، M_{ux} و M_{uy} لنگرهای خمشی حول محورهای x و y ، V_{ux} و V_{uy} نیروهای برشی مورد نیاز، P_n ، M_{nx} ، M_{ny} ، V_{nx} و V_{ny} مقاومت های اسمی متناظر و ϕ نیز ضریب کاهش مقاومت است که در این مطالعه برای فشار (ϕ_c) و خمش (ϕ_b) برابر با ۰/۹ در نظر گرفته شده است.

تنش برشی موجود در اعضا نیز باید در محدوده مجاز قرار گیرد. بنابراین نسبت تنش برشی مورد نیاز به مقاومت اسمی برشی باید کمتر یا مساوی یک باشد:

$$\frac{V_{uy}}{\phi_v V_{ny}} - 1 \leq 0 \quad (14)$$

$$\frac{V_{ux}}{\phi_v V_{nx}} - 1 \leq 0 \quad (15)$$

¹⁴ DCR

به‌منظور بهبود دقت و کارایی مدل جایگزینی، از روش یادگیری فعال استفاده می‌شود.

در روش یادگیری فعال، مدل به‌صورت تدریجی با داده‌های جدیدی بروزرسانی می‌شود که در هر مرحله نقاطی از فضای طراحی انتخاب می‌شوند که بیشترین اطلاعات را برای بهبود عملکرد مدل فراهم کنند. این رویکرد براساس ایده انتخاب هوشمندانه داده‌ها عمل می‌کند، به‌طوری‌که تنها نمونه‌هایی که بیشترین تأثیر را در بهبود دقت مدل دارند، انتخاب و به مجموعه آموزشی اضافه می‌شوند. این روش زمانی بسیار مؤثر است که محاسبه خروجی‌های واقعی (مانند تحلیل سازه) هزینه‌بر یا زمان‌بر باشد.

۳-۶- فرآیند بهینه‌سازی

در این پژوهش، یک الگوریتم بهینه‌سازی کاملاً ابتکاری و هوشمند برای طراحی بهینه سازه‌های فضاکار با اتصالات نیمه‌صلب توسعه داده شده است که تلفیقی از مدل جایگزینی مبتنی بر یادگیری ماشین و استراتژی یادگیری فعال را به کار می‌گیرد. این روش با هدف کاهش هزینه‌های محاسباتی و افزایش دقت، قادر است با حداقل فراخوانی از مدل واقعی تحلیل سازه، به جواب بهینه یا نزدیک به بهینه برسد.

همان‌طور که روند کلی در شکل ۲ و همچنین جزئیات روش در شکل ۳ قابل مشاهده است، فرآیند بهینه‌سازی از طریق یک چرخه تکراری پیاده‌سازی می‌شود که در آن در هر مرحله، مدل جایگزینی با استفاده از داده‌های جدید بروزرسانی می‌شود و در عین حال، نقاط طراحی هوشمندانه‌ای برای تحلیل واقعی انتخاب می‌گردند. این چرخه شامل مراحل مانند تولید نمونه‌های اولیه، ساخت مدل جایگزینی، اجرای فرآیند بهینه‌سازی، انتخاب نقطه بهینه جدید، ارزیابی واقعی آن، بروزرسانی مدل و تولید جمعیت جدید است.

در مرحله اول، با استفاده از روش نمونه‌برداری ابرمکعب لاتین، مجموعه‌ای از نقاط اولیه در فضای

XGBoost با ترکیب چندین مدل ضعیف (معمولاً درختان تصمیم) به‌صورت سری‌وار، یک مدل قوی و دقیق ایجاد می‌کند [۲۶].

در این روش، ابتدا به متغیرهای ورودی وزن‌هایی اختصاص داده می‌شود و این داده‌ها وارد اولین درخت تصمیم می‌شوند. سپس خطاها یا انحراف‌های مدل از مقادیر واقعی محاسبه می‌شوند. در صورتی که یک متغیر در مرحله قبل به‌درستی پیش‌بینی نشود، وزن آن متغیر افزایش یافته و در درخت بعدی وارد می‌شود. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که خطاها به‌طور کامل تصحیح شوند یا به حد قابل قبولی برسند.

تنظیمات هایپرپارامترهای مدل XGBoost در این مطالعه به صورت تجربی تنظیم شده‌اند (جدول ۱). تعداد تکرارهای تقویتی، نرخ یادگیری، عمق بیشینه درخت، و نسبت نمونه‌گیری از داده‌ها و ویژگی‌ها در نظر گرفته شده است. این تنظیمات تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی و زمان محاسباتی فراهم می‌کنند.

۳-۵- روش نمونه‌برداری

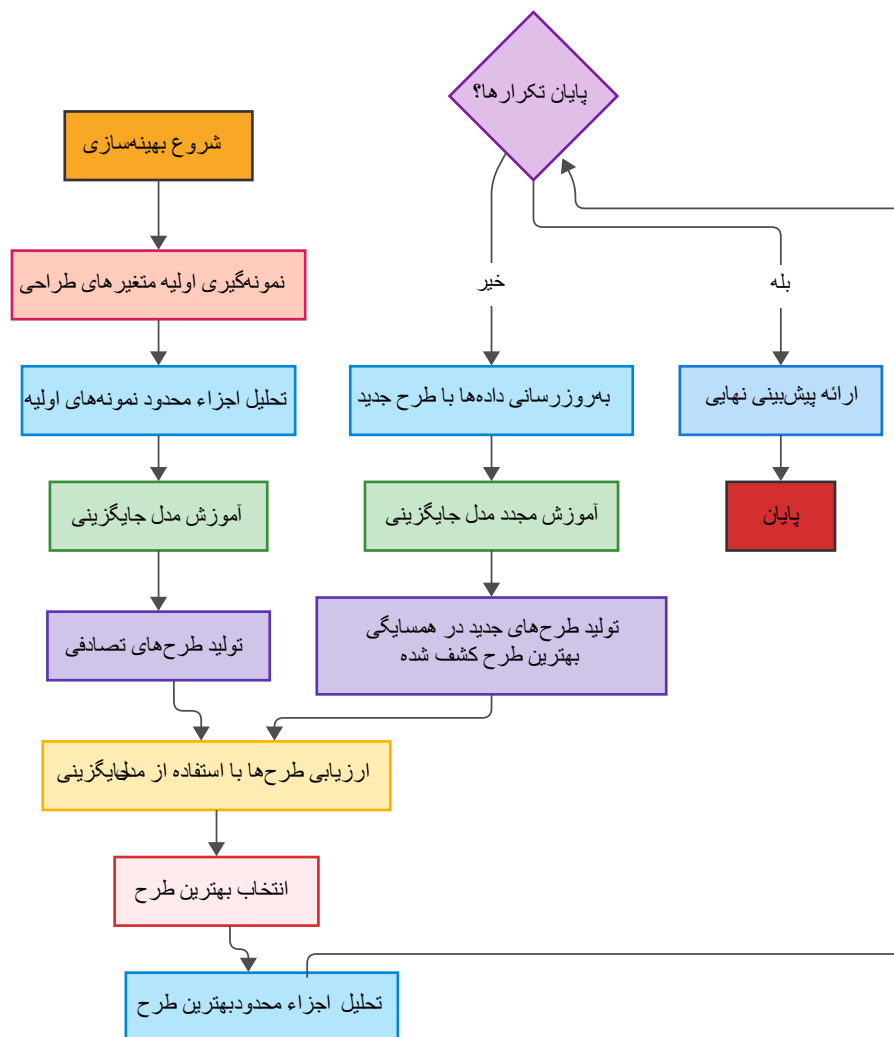
در این مطالعه، برای آموزش و بروزرسانی متوالی مدل جایگزینی، از ترکیبی هوشمندانه از دو روش نمونه‌برداری استفاده شده است. در مرحله اول، از نمونه‌برداری ابرمکعب لاتین برای ایجاد یک مجموعه اولیه از داده‌ها استفاده می‌شود. این روش به‌عنوان یکی از روش‌های کلاسیک نمونه‌برداری، قادر است فضای طراحی را به‌خوبی پوشش دهد و اطمینان حاصل کند که تمامی قسمت‌های فضای متغیرها بدون ایجاد تمرکز زیاد در یک منطقه خاص نمونه‌گیری شوند. این امر به مدل جایگزینی اولیه اجازه می‌دهد دارای یک دید کلی از رفتار کلی سازه باشد.

با این حال، استفاده صرف از روش‌های کلاسیک نمونه‌برداری، نیازمند تعداد بالایی از داده‌های آموزشی است که این موضوع می‌تواند منجر به افزایش هزینه محاسباتی شود. بنابراین، در ادامه فرآیند بهینه‌سازی و

متغیرهای طراحی تولید می‌شوند که شامل گروه‌بندی مقاطع اعضاء و سختی بی‌بعد اتصالات است. خروجی‌های متناظر با این نقاط با استفاده از مدل واقعی (تحلیل ماتریسی) محاسبه می‌شوند و مبنای آموزش مدل جایگزینی قرار می‌گیرند.

جدول ۱- تنظیمات هایپرپارامترهای مدل XGBoost

پارامتر	مقدار	توضیح
n estimators	۱۰۰۰	تعداد تکرارهای تقویتی
learning rate	۰/۰۱	نرخ یادگیری
max depth	۶	عمق بیشینه درخت
subsample	۰/۸	درصد داده‌های نمونه‌گیری‌شده برای هر درخت
colsample bytree	۰/۸	درصد ویژگی‌های انتخاب‌شده برای هر درخت



شکل ۲- فلوچارت فرآیند بهینه‌سازی

عددی سنگین، به کار گرفته می‌شود. سپس، فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از یک الگوریتم ابتکاری توسعه داده شده توسط نویسنده آغاز می‌شود که دارای

مدل یادگیری ماشین XGBoost با استفاده از این داده‌ها آموزش دیده و به عنوان مدل جایگزینی برای پیش‌بینی رفتار سازه بدون نیاز به اجرای مستمر مدل‌های

ساختاری پویا و هوشمندانه برای حرکت در فضای طراحی است.

در هر تکرار، بهترین طرح از نظر رضایت از قیود طراحی (با کمترین مقدار پنالتی) به عنوان نقطه بهینه جدید انتخاب می‌شود و خروجی متناظرش با استفاده از مدل واقعی محاسبه و به مجموعه داده‌های قبلی اضافه می‌گردد. این امر به بهبود دقت مدل جایگزینی در تکرارهای بعدی کمک می‌کند. سپس، مدل XGBoost با استفاده از داده جدید به‌روزرسانی می‌شود و در مرحله بعدی، جمعیت جدیدی از طرح‌های طراحی در همسایگی نقطه بهینه انتخاب‌شده تولید می‌شود تا فرآیند بهینه‌سازی ادامه یابد.

شرط خاتمه فرآیند بهینه‌سازی رسیدن به حداکثر تعداد تکرارهای تعیین‌شده است که در این مطالعه به‌صورت تجربی ۵۰۰۰ مرحله در نظر گرفته شده است. در پایان این فرآیند، به یک طرح طراحی نزدیک به بهینه دست می‌یابیم که ضمن رعایت تمامی قیود طراحی، دارای کمترین وزن کلی است.

این روش بهینه‌سازی، با استفاده از یک استراتژی یادگیری فعال، اطمینان حاصل می‌کند که تنها داده‌هایی که بیشترین اطلاعات را برای بهبود عملکرد مدل فراهم می‌کنند، انتخاب و به مدل اضافه شوند. این رویکرد، زمانی که انجام تحلیل‌های واقعی هزینه‌بر یا زمان‌بر است، بسیار مؤثر است و به طور قابل توجهی تعداد فراخوانی‌های مدل واقعی را کاهش می‌دهد.

```

1: procedure Optimization
2:   nv = number of design variables
3:   n = min(10 × nv, 100)
4:   inputs = Generate input samples by LHS(n)
5:   outputs = Run FEM for each input
6:   X, Y = inputs, outputs
7:   model = Train XGBoost(X, Y)
8:   for l = 1 to max_iterations do
9:     if l = 1 then
10:      population = Generate random designs over the domain
11:     else
12:      predictions = Sort based on penalty cost
13:      x0 = best_design(predictions)
14:      population = Generate neighboring designs(x0)
15:     end if
16:     for each design in population do
17:       penalty = Determine optimal design using model from current design
18:       if penalty < best_penalty then
19:         best_penalty = penalty
20:         best_design = design
21:       end if
22:     end for
23:     best_Y = Run FEM for best_design
24:     Update X, Y with best_design, best_Y
25:     model = Retrain model(X, Y)
26:   end for
27:   return predictions
28: end procedure

```

// Define the number of design variables
// Determine the number of input samples (limited to 100)
// Generate Latin Hypercube Sampling (LHS) inputs
// Perform Finite Element Method (FEM) simulations for each input
// Assign inputs and outputs to X and Y
// Train an XGBoost model using X and Y
// Iterate for a maximum number of iterations
// For the first iteration:
// Generate random designs as the initial population
// For subsequent iterations:
// Sort designs based on their predicted penalty cost
// Select the best design from the sorted predictions
// Generate new designs around the best design

// Evaluate each design in the current population
// Use the XGBoost model to predict the penalty
// If the predicted penalty is better than the current best:
// Update the best penalty
// Update the best design

// Perform FEM simulation for the best design
// Add the best design and its FEM result to the training data
// Retrain the XGBoost model with the updated data

// Return the final predictions or best design

شکل ۳- شبه کد فرآیند بهینه‌سازی

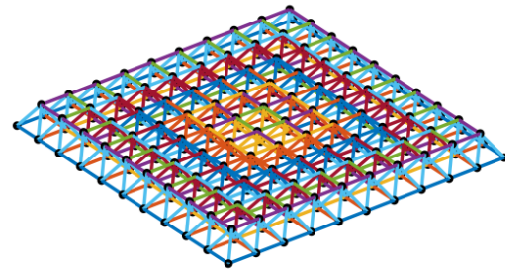
۴- مثال‌های عددی

در این پژوهش، دو سازه فضاکار سه‌بعدی با اتصالات نیمه‌صلب به‌عنوان مثال‌های عددی برای آزمون عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های فراابتکاری ECBO و GEO مورد بررسی قرار گرفته‌اند [۲۷ و ۲۸]. هریک از این سازه‌ها دارای مشخصات هندسی، بارگذاری و گروه‌بندی خاصی از اعضا و اتصالات هستند و به‌منظور مقایسه‌ی وزن کل سازه و تعداد تحلیل‌های مورد نیاز، در

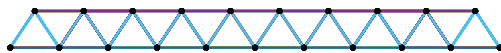
سه حالت مختلف اتصال (مفصلی، صلب و نیمه‌صلب) استفاده شده‌اند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که مدل جایگزینی معرفی‌شده قادر است با دقت بالا و با استفاده از تعداد کمتری از تحلیل‌های سازه‌ای، جواب بهینه را استخراج کند. شایان ذکر است که در تمامی این مثال‌ها، کلیه‌ی قیود طراحی کاملاً ارضا شده‌اند و هیچ‌گونه نقص قیود در نتایج حاصل شده وجود ندارد.

۴-۱- شبکه دولایه ۸۰۰ عضوی

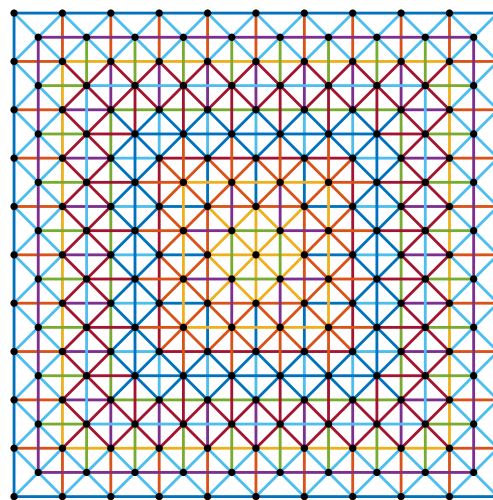
در این مطالعه، یکی از سازه‌های فضاکار مورد بررسی، مطابق شکل (۴) یک شبکه دولایه با ۸۰۰ عضو و ۲۲۱ گره است که دارای ابعاد 40×40 متر و ارتفاع ۳ متر می‌باشد. اعضای این سازه به ۲۴ گروه تقسیم‌بندی شده‌اند تا امکان گروه‌بندی مناسب برای بهینه‌سازی وجود داشته باشد و مقاطع آن‌ها از لیست استاندارد لوله‌های توخالی انتخاب می‌شوند. فولاد استفاده‌شده در این سازه دارای مدول الاستیسیته ۲۰۵ گیگاپاسکال، تنش تسلیم $248/2$ مگاپاسکال و چگالی $7833/4$ کیلوگرم بر مترمکعب است. اتصالات این سازه به چهار دسته تقسیم‌بندی شده‌اند:



(الف)



(ب)



(پ)

شکل ۴- شبکه دولایه ۸۰۰ عضوی: (الف) نمای سه‌بعدی، (ب) نمای راستای X-Z، (پ) نمای راستای X-Y

نتایج طراحی بهینه شبکه دولایه ۸۰۰ عضوی با در نظر گرفتن وزن خود اتصالات، در سه حالت که صلبیت مفاصل به ترتیب مفصلی، نیمه‌صلب و صلب می‌باشد در جدول ۲ خلاصه شده است. وزن بهینه بدست آمده توسط الگوریتم فراابتکاری برای سازه ۸۰۰ عضوی با اتصالات مفصلی، اتصالات صلب و اتصالات نیمه‌صلب به

اتصالات محیطی ردیف بالا، اتصالات غیرمحیطی ردیف بالا، اتصالات محیطی ردیف پایین و اتصالات غیرمحیطی ردیف پایین. هریک از این گروه‌ها دارای سختی متفاوتی هستند، اما به منظور ساده‌سازی و تمرکز بر اثر سختی اتصالات، سختی اتصالات در سه جهت مختصات یکسان در نظر گرفته شده است. تمامی گره‌های لایه بالایی تحت بار متمرکز عمودی ۳۰ کیلونیوتون قرار دارند و محدودیت جابه‌جایی گرهی در جهت عمودی نیز برابر با $1/600$ طول دهانه در نظر گرفته شده است.

ترتیب برابر ۶۱۰۶۳، ۶۷۹۶۸ و ۵۸۱۲۱ کیلوگرم می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده، وزن بهینه سازه شبکه‌ای ۸۰۰ عضوی دارای اتصالات نیمه‌صلب، با در نظر گرفتن وزن اتصالات به ترتیب $4/81$ و $14/48$ درصد کمتر از وزن سازه مورد نظر با اتصالات مفصلی و صلب می‌باشد. همچنین در جدول ۲ نتایج در نظر گرفتن وزن اتصالات در طراحی بهینه

سختی اتصالات بدست آمده در طراحی بهینه سازه شبکه‌ای ۸۰۰ عضوی در جدول ۳ نشان داده شده که در طرح بهینه بدست آمده برای سازه مورد نظر گروه اتصالات ۱ و ۲ از ۲۵ درصد از ظرفیت سختی خود استفاده می‌کنند و سختی بهینه گروه اتصالات ۳ و ۴ برابر صفر بدست آمده است.

سازه‌های فضاکار قابل مشاهده می‌باشد. سبک‌ترین وزن بدست آمده با در نظر نگرفتن وزن اتصالات، مربوط به سازه دارای اتصالات صلب با وزن ۴۸۵۴۹ کیلوگرم می‌باشد. این درحالی می‌باشد با در نظر گرفتن وزن اتصالات، سبک‌ترین وزن مربوط به سازه دارای اتصالات نیمه‌صلب می‌باشد.

جدول ۲- تاثیر سختی و وزن اتصالات در طراحی سازه ۸۰۰ عضوی

گروه اعضاء	نوع اتصالات از نظر صلبیت		
	مفصلی	صلب	نیمه‌صلب
A _۱	76.1 X 2.9	139.7 X 4	193.7 X 4.5
A _۲	193.7 X 4.5	219.1 X 4.5	168.3 X 5.6
A _۳	193.7 X 7.1	88.9 X 5	76.1 X 3.6
A _۴	88.9 X 3.6	76.1 X 4	88.9 X 3.2
A _۵	101.6 X 4.5	114.3 X 4.5	88.9 X 3.6
A _۶	88.9 X 4	108 X 3.6	101.6 X 3.6
A _۷	168.3 X 6.3	193.7 X 5.4	159 X 6.3
A _۸	114.3 X 5.6	114.3 X 5.6	101.6 X 7.1
A _۹	219.1 X 4.5	219.1 X 4.5	193.7 X 5
A _{۱۰}	168.3 X 6.3	219.1 X 4.5	219.1 X 4.5
A _{۱۱}	114.3 X 5.6	168.3 X 8.8	219.1 X 6.3
A _{۱۲}	101.6 X 5.6	108 X 4.5	114.3 X 4.5
A _{۱۳}	355.6 X 12.5	323.9 X 5	159 X 5.6
A _{۱۴}	139.7 X 5.6	219.1 X 4.5	193.7 X 4.5
A _{۱۵}	193.7 X 6.3	193.7 X 5	244.5 X 10
A _{۱۶}	219.1 X 6.3	244.5 X 6.3	168.3 X 8.8
A _{۱۷}	219.1 X 5.9	323.9 X 7.1	219.1 X 6.3
A _{۱۸}	219.1 X 6.3	273 X 7.1	219.1 X 8.8
A _{۱۹}	323.9 X 5.6	323.9 X 5.6	323.9 X 7.1
A _{۲۰}	88.9 X 4	101.6 X 4.5	139.7 X 4
A _{۲۱}	114.3 X 4.5	88.9 X 4	88.9 X 3.2
A _{۲۲}	76.1 X 3.6	60.3 X 4	88.9 X 4
A _{۲۳}	48.3 X 4	60.3 X 4	60.3 X 3.6
A _{۲۴}	60.3 X 3.6	42.4 X 2.6	42.4 X 3.2
وزن المان های سازه	53098 kg	48549 kg	49425 kg
وزن اتصالات سازه	7965 kg	19419 kg	8696 kg
وزن کل سازه	61063 kg	67968 kg	58121 kg

است که در روش پیشنهادی، با تعداد تحلیل بسیار کمتر از روش الگوریتم فراابتکاری جواب بهینه بدست آمده است.

۴-۲- شبکه دولایه ۱۰۱۶ عضوی

نتایج طراحی بهینه سازه شبکه‌ای ۸۰۰ عضوی دارای اتصالات نیمه‌صلب، توسط مدل جانشینی آموزش دیده به روش یادگیری فعال پیشنهادی و همچنین نتایج طراحی بهینه همین سازه توسط الگوریتم فراابتکاری در جدول ۴ نشان داده شده است. نتایج بدست آمده نشان دهنده این

همانطور که در شکل ۵ قابل مشاهده است، سازه دوم
مورد بررسی در این مطالعه یک شبکه فضاکار دولایه با
۱۰۱۶ عضو و ۳۲۰ گره است که دارای ابعاد کلی ۴۰×۴۰
متر و ارتفاع ۳ متر می باشد.

جدول ۳- سختی اتصالات در طراحی بهینه سازه ۸۰۰ عضوی

گروه اتصالات	نوع اتصالات		
	مفصلی	صلب	نیمه صلب
۱	0%	100%	25%
۲	0%	100%	25%
۳	0%	100%	0%
۴	0%	100%	0%

جدول ۴- مقایسه نتایج طراحی بهینه سازه ۸۰۰ عضوی با دو رویکرد متفاوت

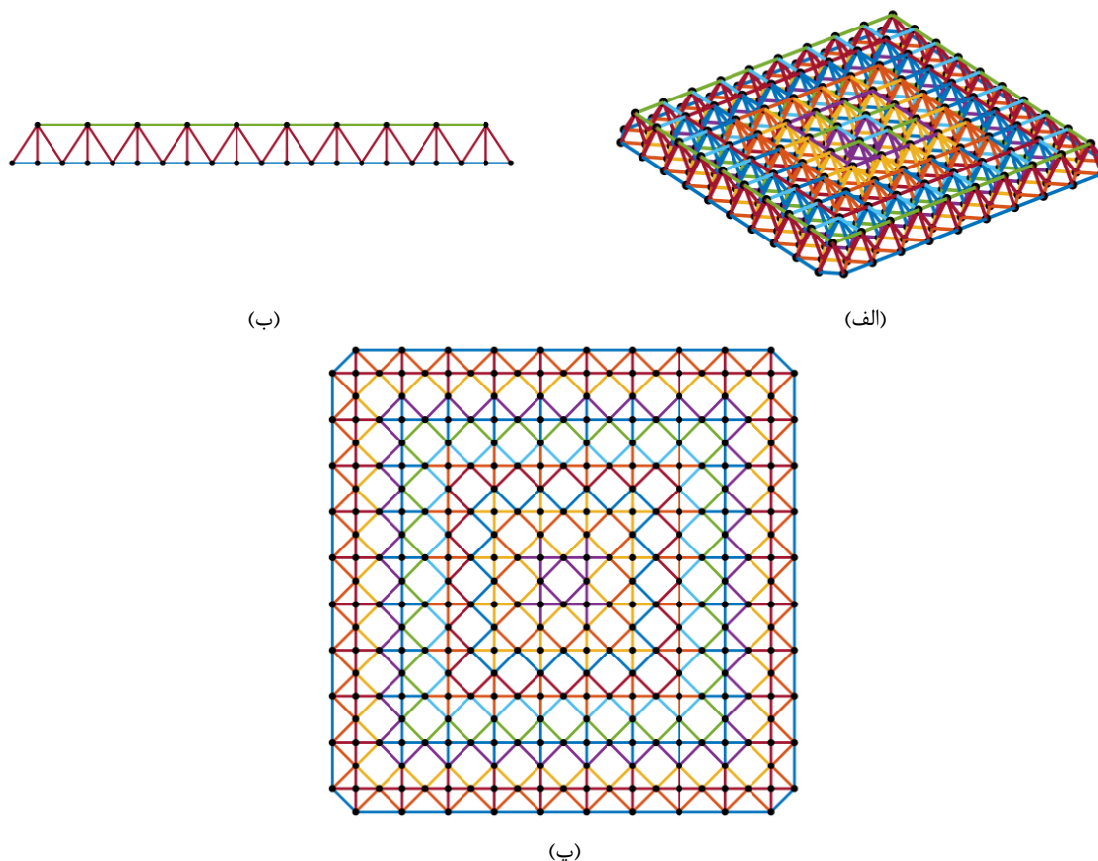
روش پیشنهادی	الگوریتم فراابتکاری		گروه اعضاء
	ECBO	GEO	
139.7 X 4	193.7 X 4.5	108 X 4.5	A _۱
323.9 X 5	168.3 X 5.6	168.3 X 5.6	A _۲
101.6 X 3.6	76.1 X 3.6	139.7 X 4	A _۳
108 X 3.6	88.9 X 3.2	88.9 X 5	A _۴
88.9 X 3.6	88.9 X 3.6	101.6 X 7.1	A _۵
76.1 X 3.6	101.6 X 3.6	108 X 4.5	A _۶
114.3 X 7.1	159 X 6.3	159 X 6.3	A _۷
114.3 X 4.5	101.6 X 7.1	139.7 X 6.3	A _۸
168.3 X 4.5	193.7 X 5	101.6 X 7.1	A _۹
193.7 X 4.5	219.1 X 4.5	193.7 X 7.1	A _{۱۰}
219.1 X 8.8	219.1 X 6.3	244.5 X 5	A _{۱۱}
114.3 X 4.5	114.3 X 4.5	101.6 X 7.1	A _{۱۲}
168.3 X 4.5	159 X 5.6	193.7 X 8	A _{۱۳}
168.3 X 5.6	193.7 X 4.5	168.3 X 6.3	A _{۱۴}
193.7 X 8	244.5 X 1	219.1 X 5	A _{۱۵}
219.1 X 6.3	168.3 X 8.8	219.1 X 7.1	A _{۱۶}
273 X 7.1	219.1 X 6.3	193.7 X 8.8	A _{۱۷}
193.7 X 8.8	219.1 X 8.8	219.1 X 5.9	A _{۱۸}
323.9 X 7.1	323.9 X 7.1	244.5 X 5	A _{۱۹}
108 X 4.5	139.7 X 4	114.3 X 3.6	A _{۲۰}
88.9 X 4	88.9 X 3.2	101.6 X 3.6	A ₂₁
60.3 X 4	88.9 X 4	76.1 X 3.6	A _{۲۲}
88.9 X 3.2	60.3 X 3.6	101.6 X 4.5	A _{۲۳}
33.7 X 4	42.4 X 3.2	88.9 X 3.6	A _{۲۴}
49624 kg	49425 kg	49849 kg	وزن المان های سازه
8749 kg	8696 kg	8807 kg	وزن اتصالات سازه
58373 kg	58121 kg	58656 kg	وزن کل سازه
5000	20000	20000	تعداد تحلیل های سازه

استاندارد لوله های توخالی (جدول اشتال) انتخاب می شوند
و خواص فولاد استفاده شده شامل مدول الاستیسیته ۲۰۵
گیگاپاسکال، تنش تسلیم ۲۴۸/۲ مگاپاسکال و چگالی
۷۸۳۳/۴ کیلوگرم بر مترمکعب است. اتصالات این سازه نیز

این سازه نیز از منابع علمی استاندارد موجود در متون
طراحی بهینه سازه ها اقتباس شده و اعضای آن به ۲۵ گروه
تقسیم بندی شده اند تا امکان طراحی بهینه با در نظر گرفتن
تنوع مناسب مقاطع فراهم شود. مقاطع اعضا از لیست

در نظر گرفته شده است. تمامی گره‌های لایه بالایی تحت بار متمرکز عمودی ۳۰ کیلونیوتون قرار دارند و محدودیت جابه‌جایی گرهی در جهت عمودی نیز برابر با $1/600$ طول دهانه در نظر گرفته شده است.

به چهار دسته شامل اتصالات محیطی ردیف بالا، غیرمحیطی ردیف بالا، محیطی ردیف پایین و غیرمحیطی ردیف پایین تقسیم‌بندی شده‌اند و هر دسته دارای سختی متفاوتی است. با این حال، برای ساده‌سازی و تمرکز بر رفتار نیمه‌صلب اتصالات، سختی در سه جهت مختصات یکسان



شکل ۵- شبکه دولایه ۱۰۱۶ عضوی: الف) نمای سه‌بعدی، ب) نمای راستای X-Z، پ) نمای راستای X-Y

اتصالات در طراحی بهینه سازه‌های فضاکار قابل مشاهده می‌باشد. بهینه‌ترین وزن بدست آمده با در نظر نگرفتن وزن اتصالات مربوط سازه دارای اتصالات صلب با وزن ۶۲۰۵۶ کیلوگرم می‌باشد، این در حالی است که بهینه‌ترین وزن سازه با در نظر گرفتن وزن اتصالات مربوط به سازه دارای اتصالات نیمه‌صلب می‌باشد. سختی اتصالات بدست آمده در طراحی بهینه سازه شبکه‌ای ۱۰۱۶ عضوی در جدول (۶) نشان داده شده است که نتیجه مشابه با سازه ۶۷۲ عضوی دارد. در طراح بهینه بدست آمده برای سازه مورد نظر گروه اتصالات ۱ و ۲ از ۲۵ درصد از ظرفیت سختی خود استفاده

نتایج طراحی بهینه شبکه دولایه ۱۰۱۶ عضوی با در نظر گرفتن وزن خود اتصالات، در سه حالت که صلبیت اتصالات به ترتیب مفصلی، نیمه‌صلب و صلب می‌باشد در جدول (۵) خلاصه شده است. وزن بهینه بدست آمده توسط الگوریتم فراابتکاری برای سازه ۱۰۱۶ عضوی با اتصالات مفصلی، اتصالات صلب و اتصالات نیمه‌صلب به ترتیب برابر ۷۹۱۱۴، ۸۶۸۷۶ و ۷۴۷۶۶ کیلوگرم می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمده، وزن بهینه سازه شبکه‌ای ۱۰۱۶ عضوی دارای اتصالات نیمه‌صلب به ترتیب ۵/۴۹ و ۱۳/۹۴ درصد کمتر از وزن سازه مورد نظر با اتصالات مفصلی و صلب می‌باشد. همچنین در جدول ۵ نتایج در نظر گرفتن وزن

در جدول (۷) نشان داده شده است. نتایج بدست آمده نشان دهنده این است که در روش پیشنهادی با تعداد تحلیل بسیار کمتر از روش الگوریتم فراابتکاری، جواب بهینه بدست آمده است.

می‌کنند و سختی بهینه گروه اتصالات ۳ و ۴ برابر صفر بدست آمده است.

نتایج طراحی بهینه سازه شبکه‌ای ۱۰۱۶ عضوی دارای اتصالات نیمه‌صلب، توسط روش پیشنهادی و نتایج طراحی بهینه همین سازه توسط الگوریتم فراابتکاری

جدول ۵- تاثیر سختی و وزن اتصالات در طراحی سازه ۱۰۱۶ عضوی

گروه اعضاء	نوع اتصالات از نظر صلبیت		
	مفصلی	صلب	نیمه‌صلب
A _۱	139.7 X 6.3	193.7 X 5	133 X 5.6
A _۲	193.7 X 8	219.1 X 5.9	219.1 X 5
A _۳	101.6 X 7.1	168.3 X 4.5	323.9 X 5
A _۴	76.1 X 5	101.6 X 3.6	60.3 X 3.6
A _۵	114.3 X 3.6	114.3 X 3.6	60.3 X 3.6
A _۶	48.3 X 3.2	60.3 X 2.9	60.3 X 3.6
A _۷	76.1 X 2.9	76.1 X 3.6	76.1 X 3.6
A _۸	139.7 X 4	101.6 X 5.6	108 X 5.6
A _۹	114.3 X 5.6	114.3 X 5.6	101.6 X 7.1
A _{۱۰}	114.3 X 7.1	159 X 6.3	139.7 X 5.6
A _{۱۱}	193.7 X 5	133 X 5.6	114.3 X 7.1
A _{۱۲}	273 X 7.1	219.1 X 10	323.9 X 11
A _{۱۳}	108 X 3.6	88.9 X 5	76.1 X 5
A _{۱۴}	219.1 X 8.8	273 X 5.6	139.7 X 6.3
A _{۱۵}	114.3 X 5.6	108 X 4.5	114.3 X 7.1
A _{۱۶}	323.9 X 5	168.3 X 8.8	219.1 X 5.9
A _{۱۷}	139.7 X 6.3	219.1 X 6.3	219.1 X 5
A _{۱۸}	133 X 6.3	219.1 X 5	323.9 X 5
A _{۱۹}	323.9 X 5	273 X 5.6	219.1 X 8.8
A _{۲۰}	273 X 6.3	273 X 7.1	323.9 X 6.3
A _{۲۱}	168.3 X 8.8	219.1 X 4.5	168.3 X 4.5
A _{۲۲}	114.3 X 4.5	114.3 X 3.6	88.9 X 3.6
A _{۲۳}	88.9 X 4	88.9 X 3.6	88.9 X 4
A _{۲۴}	60.3 X 4	60.3 X 4	76.1 X 3.6
A _{۲۵}	76.1 X 2.9	48.3 X 4	60.3 X 3.6
وزن المان های سازه	68795 kg	62056 kg	63408 kg
وزن اتصالات سازه	10319 kg	24822 kg	11358 kg
وزن کل سازه	79114 kg	86876 kg	74766 kg

جدول ۶- سختی اتصالات در طراحی بهینه سازه ۱۰۱۶ عضوی

گروه اتصالات	نوع اتصالات		
	مفصلی	صلب	نیمه‌صلب
۱	0%	100%	25%
۲	0%	100%	25%
۳	0%	100%	0%
۴	0%	100%	0%

جدول ۷- مقایسه نتایج طراحی بهینه سازه ۱۰۱۶ عضوی با دو رویکرد متفاوت

روش پیشنهادی	الگوریتم فراابتکاری		گروه اعضاء
	ECBO	GEO	
406.4 X 8.8	133 X 5.6	139.7 X 7.1	A _۱
168.3 X 4.5	219.1 X 5	219.1 X 5.9	A _۲
101.6 X 3.6	323.9 X 5	88.9 X 4	A _۳
42.4 X 3.2	60.3 X 3.6	101.6 X 4.5	A _۴
33.7 X 4	60.3 X 3.6	114.3 X 4.5	A _۵
88.9 X 3.2	60.3 X 3.6	114.3 X 4.5	A _۶
76.1 X 4	76.1 X 3.6	139.7 X 5.6	A _۷
101.6 X 7.1	108 X 5.6	139.7 X 4	A _۸
168.3 X 4.5	101.6 X 7.1	139.7 X 6.3	A _۹
159 X 6.3	139.7 X 5.6	159 X 4.5	A _{۱۰}
193.7 X 5	114.3 X 7.1	244.5 X 5	A _{۱۱}
323.9 X 8.8	323.9 X 11	244.5 X 8.8	A _{۱۲}
133 X 4	76.1 X 5	139.7 X 4	A _{۱۳}
114.3 X 5.6	139.7 X 6.3	114.3 X 7.1	A _{۱۴}
159 X 5.6	114.3 X 7.1	139.7 X 6.3	A _{۱۵}
193.7 X 6.3	219.1 X 5.9	139.7 X 7.1	A _{۱۶}
193.7 X 6.3	219.1 X 5	219.1 X 4.5	A _{۱۷}
323.9 X 6.3	323.9 X 5	219.1 X 7.1	A _{۱۸}
273 X 6.3	219.1 X 8.8	168.3 X 7.1	A _{۱۹}
323.9 X 5.6	323.9 X 6.3	219.1 X 5	A _{۲۰}
168.3 X 4.5	168.3 X 4.5	139.7 X 7.1	A _{۲۱}
60.3 X 4	88.9 X 3.6	76.1 X 5	A _{۲۲}
76.1 X 3.6	88.9 X 4	88.9 X 3.2	A _{۲۳}
88.9 X 3.6	76.1 X 3.6	88.9 X 5	A _{۲۴}
60.3 X 3.6	60.3 X 3.6	114.3 X 5.6	A _{۲۵}
63528 kg	63408 kg	63978 kg	وزن المان های سازه
11544 kg	11358 kg	11584 kg	وزن اتصالات سازه
75072 kg	74766 kg	75562 kg	وزن کل سازه
5000	20000	20000	تعداد تحلیل‌های سازه

۵- نتیجه‌گیری

نتایج بدست آمده نشان دادند که روش پیشنهادی

قادر است با تعداد چهار برابر کمتری از تحلیل‌ها (۵۰۰۰ عدد در مقابل ۲۰۰۰۰ عدد)، جواب‌هایی نزدیک به جواب الگوریتم فراابتکاری بدست آورد. این موضوع برجسته می‌کند که استفاده از مدل‌های جایگزینی مبتنی بر یادگیری ماشین می‌تواند روشی کارآمد و مؤثر برای بهینه‌سازی سازه‌های با رفتار پیچیده باشد.

در این پژوهش، از یک مدل جایگزینی مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین برای طراحی بهینه سازه‌های فضاکار با اتصالات نیمه‌صلب استفاده شد. همچنین، از یک روش یادگیری فعال برای انتخاب هوشمندانه داده‌ها و بروزرسانی متوالی مدل جایگزینی بهره گرفته شد تا بتوان بدون انجام تحلیل‌های سنگین و با هزینه محاسباتی کمتر، به جواب بهینه نزدیک شد.

همچنین، مقایسه وزن سازه در حالت‌های مختلف اتصالات (مفصلی، صلب و نیمه‌صلب) نشان داد که لحاظ کردن سختی واقعی اتصالات در طراحی بهینه می‌تواند به کاهش قابل‌توجهی در وزن کل سازه منجر شود. در مثال‌های عددی ارائه‌شده، سازه‌های فضاکار با اتصالات نیمه‌صلب به ترتیب ۴/۲۵ و ۱۴/۴۸ درصد وزن کمتری نسبت به سازه‌های مشابه با اتصالات مفصلی و صلب داشتند. این کاهش وزن نشان‌دهنده اهمیت لحاظ کردن رفتار واقعی اتصالات در طراحی سازه‌ها است.

علاوه بر این، در این پژوهش وزن خود اتصالات نیز در تابع هدف بهینه‌سازی دخیل شد. نتایج نشان دادند که در صورت عدم در نظر گرفتن وزن اتصالات، طرح بهینه مربوط به سازه صلب است، اما با لحاظ کردن این وزن، سازه با اتصالات نیمه‌صلب بهترین عملکرد را از نظر کاهش وزن کل دارد. این یافته‌ها ضرورت لحاظ کردن وزن اتصالات در تابع هدف را در طراحی بهینه سازه‌های فضاکار برجسته می‌کند.

همچنین، نتایج نشان دادند که در طرح بهینه، اتصالات گروه‌های ۱ و ۲ از ۲۵ درصد ظرفیت سختی خود استفاده می‌کنند، در حالی که گروه‌های ۳ و ۴ به‌صورت مفصلی (بدون سختی) انتخاب شده‌اند. این امر نشان می‌دهد که الزامی به استفاده از سختی کامل در تمامی اتصالات وجود ندارد و با تنظیم هوشمندانه سختی اتصالات می‌توان به طرح‌های سبک‌تری دست یافت.

به‌منظور ارتقای کاربردی بودن روش پیشنهادی، در کارهای آینده پیشنهاد می‌شود که قابلیت اطمینان به‌عنوان یک معیار اصلی در بهینه‌سازی لحاظ شود. این امر به‌ویژه برای سازه‌های فضاکار در پروژه‌های حساس اهمیت داشته و می‌تواند با استفاده از روش‌هایی مانند مونت کارلو یا تحلیل حساسیت، اثر عدم قطعیت‌ها را ارزیابی کند. همچنین پیشنهاد می‌شود که روش پیشنهادی برای سازه‌های قاب خمشی و در محیط نرم‌افزارهای تجاری رایج مانند SAP2000 یا ETABS پیاده‌سازی شود تا کاربرپذیری آن در طراحی‌های صنعتی و استفاده توسط مهندسين طراح به‌صورت گسترده‌تری ارزیابی گردد.

References

- [1] Stelmack TW, Marley MJ, Gerstle KH. Analysis and tests of flexibly connected steel frames. *Journal of Structural Engineering*. 1986 Jul; 112(7): 1573-1588. doi: 10.1061/(ASCE)0733-9445(1986)112:7(1573)
- [2] Shin MK, Park KJ, Park GJ. Optimization of structures with nonlinear behavior using equivalent loads. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2007 Jan 1; 196(4-6): 1154-1167. doi: 10.1016/j.cma.2006.09.001
- [3] Kaveh A, Zolghadr A. Democratic PSO for truss layout and size optimization with frequency constraints. *Computers & Structures*. 2014 Jan 1; 130: 10-21. doi: 10.1016/j.compstruc.2013.09.002
- [4] Toğan V, Daloğlu AT. Optimization of 3d trusses with adaptive approach in genetic algorithms. *Engineering Structures*. 2006 Jun 1; 28(7): 1019-1027. doi: 10.1016/j.engstruct.2005.11.007
- [5] Dorigo M, Stützle T. The ant colony optimization metaheuristic: Algorithms, applications, and advances. *Handbook of metaheuristics*. 2003 Jan 31: 250-285. doi: 10.1007/0-306-48056-5_9
- [6] Kaveh A, Ghazaan MI. Enhanced whale optimization algorithm for sizing optimization of skeletal structures. *Mechanics Based design of structures and Machines*. 2017 Jul 3; 45(3): 345-362. doi: 10.1080/15397734.2016.1213639
- [7] Diwekar UM, Gebreslassie BH. Efficient ant colony optimization (EACO) algorithm for deterministic optimization. *International Journal of Swarm Intelligence and Evolutionary Computation*. 2016 Mar. doi: 10.4172/2090-4908.1000131
- [8] Miguel LF, Miguel LF. Shape and size optimization of truss structures considering dynamic constraints through modern metaheuristic algorithms. *Expert Systems with Applications*. 2012 Aug 1; 39(10): 9458-9467. doi: 10.1016/j.eswa.2012.02.113
- [9] Lee KS, Geem ZW. A new structural optimization method based on the harmony search algorithm. *Computers & structures*. 2004 Apr 1; 82(9-10): 781-798. doi: 10.1016/j.compstruc.2004.01.002
- [10] Maheri MR, Narimani MM. An enhanced harmony search algorithm for optimum design of side sway steel frames. *Computers & Structures*. 2014 May 1; 136: 78-89. doi: 10.1016/j.compstruc.2014.02.001
- [11] Ho-Huu V, Vo-Duy T, Luu-Van T, Le-Anh L, Nguyen-Thoi T. Optimal design of truss structures with

- frequency constraints using improved differential evolution algorithm based on an adaptive mutation scheme. *Automation in Construction*. 2016 Aug 1; 68: 81-94. **doi: 10.1016/j.autcon.2016.05.004**
- [12] Degertekin SO. Improved harmony search algorithms for sizing optimization of truss structures. *Computers & Structures*. 2012 Feb 1; 92: 229-241. **doi: 10.1016/j.compstruc.2011.10.022**
- [13] Pham HA. Truss optimization with frequency constraints using enhanced differential evolution based on adaptive directional mutation and nearest neighbor comparison. *Advances in Engineering Software*. 2016 Dec 1; 102: 142-154. **doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.10.004**
- [14] Hosseini P, Hatami N, Hoseini Vaez SR. Reliability-Based Optimum Design of Dome Truss Structures through Enhanced Vibration Particle System. *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*. 2023 Aug 1; 11(3): 47-67. **doi: 10.22075/jrce.2022.26341.1615**
- [15] Paknahd M, Hosseini P, Kaveh A, Hakim SJ. A Self-Adaptive Enhanced Vibrating Particle System Algorithm for Structural Optimization: Application to Isco Benchmark Problems. *Int. J. Optim. Civil Eng*. 2025; 15(1): 111-130.
- [16] Haji Mazdarani MJ, Hoseini Vaez SR, Hosseini P, Fathali MA. Reliability-based layout optimization of concentrically braced in 3D steel frames. In *Structures*. 2023 Jan 1; 47, 1094-1112. **doi: 10.1016/j.istruc.2022.11.130**
- [17] Hosseini P, Kaveh A, Fathali MA, Hoseini Vaez SR. A two-loop RBDO approach for steel frame structures using EVPS, GWO, and Monte Carlo simulation. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*. 2025 Feb 16; 32(4): 605-624. **doi: 10.1080/15376494.2024.2352800**
- [18] Hajela P, Berke L. Neural networks in structural analysis and design: an overview. *Computing Systems in Engineering*. 1992 Jan 1; 3(1-4): 525-538. **doi: 10.1016/0956-0521(92)90138-9**
- [19] Salajegheh E, Gholizadeh S. Optimum design of structures by an improved genetic algorithm using neural networks. *Advances in Engineering Software*. 2005 Nov 1; 36(11-12): 757-767. **doi: 10.1016/j.advengsoft.2005.03.022**
- [20] Kaveh A. Applications of artificial neural networks and machine learning in civil engineering. Cham, Switzerland: Springer; 2024 Jul 29. **doi: 10.1007/978-3-031-66051-1**
- [21] Naderpour H, Hoseini Vaez SR, Malekshahi N. Predicting the behavior of concrete dams using artificial neural networks (case study of Dez dam). *Civil Infrastructure Researches*. 2021 Feb 19; 6(2): 123-132. **doi: 10.22091/cer.2021.6898.1242** [In Persian]
- [22] Monforton GR. Matrix analysis of frames with semi-rigid connections.
- [23] Lu M, Ye J. Guided genetic algorithm for dome optimization against instability with discrete variables. *Journal of Constructional Steel Research*. 2017 Dec 1; 139: 149-156. **doi: 10.1016/j.jcsr.2017.09.019**
- [24] Seifi H, Xie YM, O'Donnell J, Williams N. Design and fabrication of structural connections using bi-directional evolutionary structural optimization and additive manufacturing. *Applied Mechanics and Materials*. 2016 Sep 18; 846: 571-576. **doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.846.571**
- [25] Truong VH, Kim SE. A robust method for optimization of semi-rigid steel frames subject to seismic loading. *Journal of Constructional Steel Research*. 2018 Jun 1; 145: 184-195. **doi: 10.1016/j.jcsr.2018.02.025**
- [26] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*. 2016 Aug 13; 785-794. **doi: 10.1145/2939672.2939785**
- [27] Kaveh A, Ghazaan MI. Meta-heuristic algorithms for optimal design of real-size structures. Switzerland: Springer International Publishing; 2018 Apr 10. **doi: 10.1007/978-3-319-78780-0**
- [28] Mohammadi-Balani A, Nayeri MD, Azar A, Taghizadeh-Yazdi M. Golden eagle optimizer: A nature-inspired metaheuristic algorithm. *Computers & Industrial Engineering*. 2021 Feb 1; 152: 107050. **doi: 10.1016/j.cie.2020.107050**