



http://journaliss.ir

بهینه‌سازی چندهدفه قاب‌های فولادی با استفاده از الگوریتم آموزش-یادگیری مرتب‌سازی نامغلوب (NSTLBO)

مهدی بابایی^{۱*}، حسام میرزاکفانی^۲، محمدرضا مقدمی^۳

۱- دانشیار، گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان

۲- کارشناس ارشد سازه، گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان

۳- کارشناس ارشد سازه، گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان

*mbabaei@znu.ac.ir، ۴۵۳۷۱-۳۸۷۹۱، صندوق پستی

چکیده

در دهه اخیر استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای بهینه‌سازی سازه‌ها به‌منظور دستیابی به وزن کمینه و سود بیشینه، مورد توجه محققان قرار گرفته است. بهینه‌سازی چندهدفه به‌منظور ایجاد موازنه بین توابع هدف و به‌دست آوردن جبهه پارتو از اهمیت بیش‌تری برخوردار بوده است. در این مقاله الگوریتم بهینه‌سازی آموزش-یادگیری (Teaching-Learning-Based Optimization) برای حالت چندهدفه توسعه داده شده است. برای بررسی کارایی الگوریتم، پنج قاب فولادی بهینه‌سازی شده‌اند که شامل سه قاب خمشی و دو قاب مهاربندی هستند. توابع هدف در این مقاله وزن سازه و جابه‌جایی بام در نظر گرفته شده است. مقطع المان‌های سازه‌ای قاب‌ها به‌عنوان متغیرهای طراحی در نظر گرفته شده و تنش‌های موجود در اعضا، قیود طراحی می‌باشند. قاب‌ها توسط برنامه تحلیل ماتریسی نوشته‌شده در نرم‌افزار Matlab تحلیل شده‌اند و طراحی آن‌ها مطابق با ضوابط آیین‌نامه AISC-LRFD انجام شده است. نتایج بهینه‌سازی از جمله جبهه پارتو و موازنه بین توابع هدف برای مثال‌های عددی ارائه شده‌اند که نشان‌دهنده عملکرد و کارایی بسیار مناسب الگوریتم هستند.

واژگان کلیدی

بهینه‌سازی چندهدفه، الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری، مرتب‌سازی نامغلوب، قاب فولادی

Multiobjective Optimization of Steel Frames using Non-dominated Sorting Teaching-Learning-Based Optimization Algorithm

M. Babaei, H. Mirzakhani, M.R. Moghadami

Abstract

During the recent decade, meta-heuristic algorithms have been developed by researchers for structural optimization. Multiobjective optimization aims at finding a trade-off between objective functions. In this paper, Teaching-Learning-Base Optimization (TLBO) algorithm is developed for multiobjective optimization of steel frames, called Non-dominated Sorting Teaching-Learning-Based Optimization (NSTLBO) algorithm. To evaluate the efficiency of the algorithm, five benchmark steel frames including three moment resisting frame and two braced frames are optimized using NSTLBO. The weight of the structure and the maximum displacement are considered as the objective functions to be minimized. Sizes of the elements are employed as design variables. The structures analyzed using a developed code in MATLAB, and designed according to the AISC-LRFD specifications. Results including trade-off between the objective functions showed the efficiency of the algorithm.

Keywords

Multiobjective Optimization, Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO), No-Dominated Sorting, Steel Frame



LRFD طراحی و مقاطع آنها که به عنوان تنها متغیر طراحی هستند از بین ۲۶۷ مقطع استاندارد AISC انتخاب شده‌اند [۱۱].

۲- فرایند بهینه‌سازی

۲-۱- توابع هدف

همان‌گونه که در مقدمه بیان شد این مقاله دارای دو تابع هدف می‌باشد که در رابطه (۱) نشان داده شده‌اند:

$$(1) \begin{cases} \text{Minimize Roof Displacement} \\ \text{Minimize } W = \sum_{i=1}^{Ne} L_i W_n(\eta_i) \end{cases}$$

در رابطه بالا اولین تابع هدف، جابه‌جایی بام است که با تحلیل قاب و با توجه به بارهای وارده با کمک نرم‌افزار Matlab محاسبه می‌شود و تابع هدف دوم (W) یعنی وزن کل قاب می‌باشد. (L_i) طول مربوط به هر عضو از قاب، (η_i) شماره مقطع انتخاب شده در فایل اکسل ساخته شده، که نمونه‌ای از آن در جدول (۱) نمایش داده شده است و (W_n) وزن واحد متر همان مقطع در جدول می‌باشد.

جدول ۱- نمونه از جدول مربوط به شماره مقاطع

شماره مقطع	اسم مقطع	سطح مقطع (m^2)	ممان اینرسی (m^4)
1	W 6*8.8	0.00162	0.0000061
2	W 6*9	0.00173	0.0000068
3	W 8*10	0.00191	0.000013
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
266	W 36*798	0.151	0.026
267	W 14*808	0.153	0.0066

۲-۲- معرفی توابع جریمه

در مسائل بهینه‌سازی باید تمام قیود مانند تنش‌های موجود در هر یک از المان‌ها ارضا شده و محدودیت‌های آیین‌نامه‌ای موجود برای تغییر شکل سازه نیز رعایت شوند. اگر هر یک از قیود ارضا نگردند، توابع هدف (وزن و جابه‌جایی) جریمه می‌شوند. تاکنون توابع جریمه مختلفی ارائه شده است، اما در این مقاله از تابع جریمه به صورت رابطه (۲) استفاده شده است.

$$(2) F = W(1 + C)^E$$

بهینه‌سازی، تلاش جهت به دست آوردن بهترین جواب ممکن برای مسئله تحت شرایط داده شده می‌باشد. بهینه‌سازی در حالت کلی به معنی انتخاب بهترین حالت ممکن از میان حالت‌های موجود و در دسترس است. کلمه "بهترین" می‌تواند دارای تعاریف مختلفی مانند کم‌ترین هزینه، بیش‌ترین سود، کم‌ترین وزن، بیش‌ترین سختی و از این قبیل باشد. به‌طور کلی در هر مسئله بهینه‌سازی، سه فاکتور اساسی دخالت دارند: تابع هدف، متغیرهای طراحی و قیود. برای حل مسئله بهینه‌سازی، با توجه به نوع مسئله راه‌های متفاوتی وجود دارد. سابقه روش‌های بهینه‌سازی به زمان نیوتون، لاگرانژ و کوشی باز می‌گردد. اما از آن زمان تاکنون الگوریتم‌های بهینه‌سازی دستخوش تحولات شگرفی شده‌اند. تلاش برای مؤثر نمودن روش بهینه‌سازی از دهه ۱۹۷۰ آغاز شد. الگوریتم‌های فراابتکاری، یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی هستند که دارای راهکارهای برون‌رفت از بهینه محلی می‌باشند و قابل کاربرد در طیف گسترده‌ای از مسائل هستند. در دهه اخیر بسیاری از الگوریتم‌های فراابتکاری برای بهینه‌سازی تک‌هدفه سازه‌ها استفاده شده است. اما استفاده از این الگوریتم‌ها در بهینه‌سازی چندهدفه به دلیل داشتن دو یا چند تابع هدف که باید به صورت هم‌زمان به حالت بهینه دست یابند، دارای چالش‌های بیش‌تری است. از جمله کارهای انجام شده در بهینه‌سازی چندهدفه می‌توان به بهینه‌سازی چندهدفه برای یافتن توپولوژی و اندازه بهینه قاب‌های فولادی توسط بابایی و ثنایی در سال ۲۰۱۶، بهینه‌سازی چندهدفه تعداد و محل قرارگیری سیستم خریای کمربندی فولادی توسط بابایی در سال ۲۰۱۷، بهینه‌سازی چندهدفه سازه‌های متوسط و بلند فولادی با استفاده از یک الگوریتم ابتکاری ترکیبی کارآمد توسط بابایی در سال ۲۰۱۲، بهینه‌سازی چندهدفه قاب‌های بتن‌آرمه با استفاده از الگوریتم NSGA-II توسط بابایی و مولایی در سال ۲۰۱۶ و بهینه‌سازی چندهدفه کنترل نیمه‌فعال سازه‌ها با استفاده از امیراگرهای ویسکوز به کمک الگوریتم رقابت استعماری توسط بابایی و مرادی در سال ۲۰۱۹ اشاره کرد [۱۰-۱]. در این مقاله دو تابع هدف در نظر گرفته شده است که به ترتیب جابه‌جایی بام و وزن سازه هستند. هدف این مقاله بهینه‌کردن این دو تابع هدف به صورت هم‌زمان با استفاده از الگوریتم چینی نامغلوب آموزش-یادگیری و به دست آوردن مجموعه‌ای از پاسخ‌ها که به آن جبهه پارتو گفته می‌شود، می‌باشد. قاب‌های مورد بررسی در این مقاله با توجه به آیین‌نامه AISC-

¹ Pareto Front



$$P_n = A_g F_y \quad (9)$$

در رابطه فوق (A_g) برابر است با مساحت سطح مقطع هر عضو، (F_y) برابر با تنش تسلیم فولاد و (F_{cr}) طبق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود:

$$F_{cr} = \begin{cases} (F_y) 0.658 F_y / F_e & \text{if } \frac{KL}{r} \leq 4.71 \sqrt{\frac{E}{F_y}} \\ (0.877) F_e & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

در فرمول بالا، (E) مدول الاستیسیته، (K) ضریب طول مؤثر، (L) طول هر عضو، (r) شعاع ژیراسیون و (F_e) نیروی خمشی اوپلر است.

توابع جریمه گفته شده در روابط گذشته، برای قاب‌های مهاربندی نیز صادق هستند، اما در بعضی از روابط تفاوت‌هایی ایجاد می‌شود که در ادامه توضیح داده خواهد شد. در قاب‌های مهاربندی ضریب طول مؤثر (K) برای اعضای فشاری برابر با یک در نظر گرفته می‌شود، مگر آن که تحلیل دقیق مقدار کم‌تری را تعیین نماید. مقاومت کششی طراحی ($\phi_t P_n$) در اعضای تحت کشش، باید برابر کوچک‌ترین مقدار محاسبه شده بر اساس حالت‌های حدی تسلیم کششی در مقطع کلی (A_g)، گسیختگی کششی در مقطع خالص عضو (A_n) و مقطع خالص مؤثر (A_e) در نظر گرفته شود. برای تسلیم کششی در مقطع کلی عضو از رابطه (۱۱) استفاده می‌شود.

$$P_n = F_y A_g \quad \phi_t = 0.9 \quad (11)$$

برای گسیختگی کششی در مقطع خالص عضو از رابطه (۱۲) استفاده می‌شود.

$$P_n = F_u A_n \quad \phi_t = 0.75 \quad (12)$$

همچنین محدودیت جابه‌جایی برای قاب‌های مهاربندی برابر با ارتفاع سازه تقسیم بر ۴۰۰ می‌باشد [۶].

۳- معرفی الگوریتم NSTLBO

۳-۱ معرفی روش NS

تفاوت‌های بنیادی بین اصول الگوریتم‌های بهینه‌یابی چندهدفه و تک‌هدفه وجود دارد. در یک مسئله بهینه‌یابی تک‌هدفه، یافتن جوابی که منجر به بهبود تنها یک تابع هدف شود مورد نظر است. مسائل بهینه‌یابی چندهدفه، عبارت است از تعدادی توابع هدف که باید هم‌زمان کمینه یا بیشینه گردند. در اینجا نیز همانند مسائل بهینه‌یابی تک‌هدفه، قیودی وجود دارد که هر کدام از جواب‌ها باید آن‌ها را ارضا نمایند [۱۳]. در این روش با حل مسئله، مجموعه‌ای از جواب‌ها به دست می‌آید. این روش بسیار پیچیده‌تر از روش‌های سنتی است، اما به دلیل به کارگیری الگوریتم‌های

در فرمول بالا (F) وزن جریمه شده، (W) وزن اولیه به دست آمده، (C) تابع جریمه که در ادامه به شرح کامل آن پرداخته می‌شود و (ϵ) که معمولاً عددی بزرگ‌تر از یک می‌باشد. تابع جریمه (C) طبق رابطه (۳) به صورت زیر محاسبه می‌شود [۱۲].

$$c = \sum_{i=1}^{N_e} C_i^g + \sum_{i=1}^{N_s} C_i^d + \sum_{i=1}^{N_c} C_i^l \quad (3)$$

در فرمول بالا (C_i^g)، (C_i^d) و (C_i^l) به ترتیب تابع جریمه برای تنش‌های داخلی اعضا، جابه‌جایی و همچنین اندرکنش فشار و خمش می‌باشد. (N_s) و (N_c) به ترتیب تعداد طبقات و تعداد تیر ستون موجود در قاب می‌باشد. به طور معمول توابع جریمه مطابق رابطه (۴) تعریف می‌شود:

$$C_i = \begin{cases} \alpha_i & \text{if } \alpha_i > 0 \\ 0 & \text{if } \alpha_i \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

در فرمول بالا به چند قسمت تقسیم می‌شود، که برای تنش‌های داخلی طبق رابطه (۵) محاسبه می‌شود:

$$\alpha_i^g = \frac{|\sigma_i|}{|\sigma_i^a|} - 1 \quad (5)$$

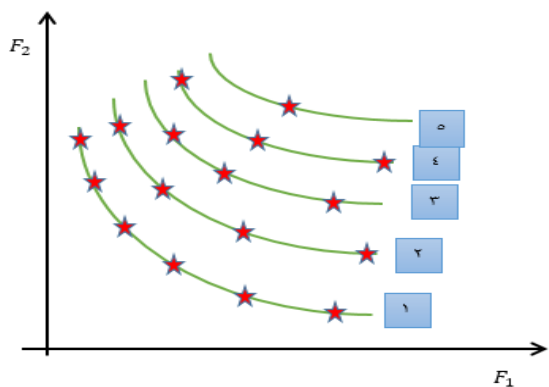
در فرمول بالا (σ_i) تنش موجود در عضو i ام و (σ_i^a) تنش قابل قبول برای عضو i ام می‌باشد. برای جابه‌جایی هیچ تابع جریمه‌ای لحاظ نمی‌شود زیرا جابه‌جایی در این مقاله به عنوان یکی از توابع هدف در نظر گرفته شده است. اما حداکثر مقدار جابه‌جایی در قاب‌های خمشی که برابر است با: ارتفاع سازه تقسیم بر ۳۰۰ باید رعایت شود [۶]. همچنین مقدار (α_i) برای اندرکنش خمش و فشار طبق روابط (۶) و (۷) محاسبه می‌شود:

$$\alpha_i^l = \frac{p_u}{2\phi_c M_{nx}} + \left(\frac{M_{ux}}{2\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{2\phi_b M_{ny}} \right) - 1 \quad \text{for } \frac{p_u}{\phi_c p_n} < 0.2 \quad (6)$$

$$\alpha_i^l = \frac{p_u}{2\phi_c M_{nx}} + \frac{8}{9} \left(\frac{M_{ux}}{2\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{2\phi_b M_{ny}} \right) - 1 \quad \text{for } \frac{p_u}{\phi_c p_n} \geq 0.2 \quad (7)$$

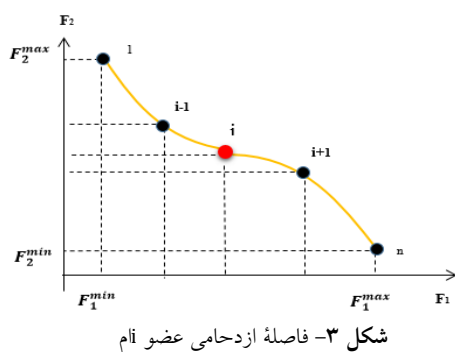
در فرمول بالا (p_u) نیروی فشاری موجود و (p_n) مقدار مجاز آن است. به (ϕ_c) ضریب کاهش مقاومت در فشار گفته می‌شود که برابر با ۰/۹ است. (M_{ux}) و (M_{uy}) تنش‌های خمشی موجود در عضو در راستای محورهای مختصات x و y هستند. همچنین باید توجه شود که در سازه‌های دوبعدی مقدار (M_{uy}) برابر صفر در نظر گرفته می‌شود. ضریب (ϕ_b) ضریب کاهش مقاومت برای خمش است که برابر با ۰/۹ در نظر گرفته می‌شود. نیروی مجاز فشاری و کششی که در بالا گفته شد طبق روابط (۸) و (۹) محاسبه می‌گردد:

$$P_n = A_g F_{cr} \quad (8)$$



شکل ۲- رتبه‌بندی پاسخها

اگر رتبه برای انتخاب، معیار کافی نباشد و نتوان تمام جواب‌های موجود در یک رتبه را انتخاب کرد، جواب‌هایی انتخاب خواهند شد که فاصله ازدحامی بیش‌تری داشته باشند. در شکل (۳) اعضای جمعیت به‌طور مثال نشان داده شده است که در آن عضو اول، آخر و همچنین عضو آم مشخص شده‌اند. با توجه به شکل و رابطه (۱۴) فاصله ازدحامی عضو آم محاسبه می‌شود.



شکل ۳- فاصله ازدحامی عضو آم

$$\begin{cases} d_i^1 = \frac{|f_1^{i+1} - f_1^{i-1}|}{f_1^{max} - f_1^{min}} \\ d_i^2 = \frac{|f_2^{i+1} - f_2^{i-1}|}{f_2^{max} - f_2^{min}} \end{cases} \xrightarrow{\text{yields}} d_i = d_i^1 + d_i^2 \quad (14)$$

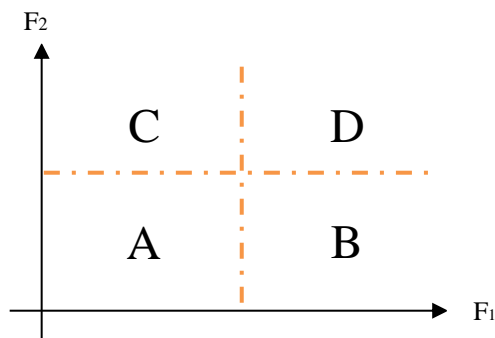
بنابراین بر روی اعضا دو مرتبه مرتب‌سازی صورت می‌گیرد، یک‌بار مرتب‌سازی بر اساس رتبه‌بندی و بار دیگر بر اساس فاصله ازدحامی و جمعیت جدید؛ بعد از این مرتب‌سازی‌ها انتخاب می‌شوند. در شکل (۴) نحوه مرتب‌سازی در هر تکرار نشان داده شده است.

فراابتکاری، برای دستیابی به مجموعه‌ای از جواب‌ها، اطلاعات کمی درباره مسئله نیاز دارند و نتایج قابل قبول‌تری ارائه می‌دهند [۱۴]. پایه و اساس این روش بر مبنای مقایسه هر دو عضو دلخواه از مجموعه جواب‌ها می‌باشد، یعنی تمام جواب‌های داده‌شده توسط الگوریتم دوبه‌دو با یکدیگر مقایسه شده، جواب بهتر (کم‌تر) ذخیره شده و جواب بدتر، از صفحه جواب‌های موجود حذف می‌شود. همچنین تمام جواب‌ها باید رتبه‌بندی شده و فاصله ازدحامی^۱ جواب‌های موجود در یک رتبه نیز محاسبه شود [۱۵].

تعریف مفهوم غلبه^۲: همان‌گونه که در بالا بیان شد، مبنای این روش بر اساس مقایسه هر دو جواب دلخواه بر روی صفحه جواب‌ها می‌باشد. در رابطه (۱۳) مفهوم غلبه به زبان ریاضی مشاهده می‌شود:

$$X \text{ dom } Y \Leftrightarrow \begin{cases} \forall i : x_i \leq y_i \\ \exists i_0 : x_{i_0} < y_{i_0} \end{cases} \quad (13)$$

X بر Y غلبه می‌کند اگر و فقط اگر، Y از هیچ نظر بهتر از X نباشد و X حداقل از یک نظر اکیداً بهتر از Y باشد. در شکل (۱)، X بر تمام اعضای ناحیه D غلبه می‌کند و مغلوب هر یک از اعضای ناحیه A می‌شود ولی در مورد دو ناحیه دیگر نمی‌شود نظری داد زیرا دو شرط غلبه‌کردن را ندارد.



شکل ۱- تقسیم‌بندی فضای جستجو با توجه به مفهوم غلبه

رتبه‌بندی جواب‌ها به این صورت است؛ جواب‌هایی که اصلاً مغلوب نشده‌اند در رتبه ۱، جواب‌هایی که یک بار مغلوب شده‌اند در رتبه ۲ و به همین ترتیب تمام جواب‌های موجود رتبه‌بندی می‌شوند. به‌عنوان مثال در شکل (۲) مجموعه جواب‌ها به پنج رتبه تقسیم و شماره هر رتبه مشخص شده است.

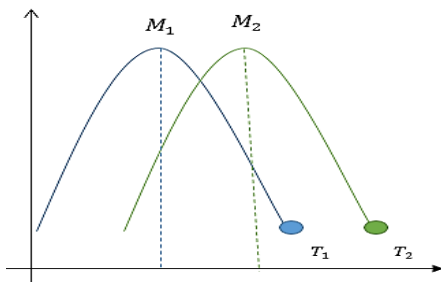
¹ Crowding-Distance

² Dominance

۳-۲-۱ نحوه عملکرد الگوریتم

مبنا و پایه این الگوریتم بر اساس آموزش و یادگیری دانش‌آموزان در کلاس است. به‌عنوان یک مثال، اگر نمودار توزیع نمرات یک کلاس با توجه به چگالی نمرات رسم شود، یک شکل مشابه شکل (۵) پدید می‌آید؛ در این شکل باید میانگین مشخص شود؛ چراکه معیار مقایسه کلاس‌ها با یکدیگر همین میانگین می‌باشد؛ میانگین یکی از متغیرهای مهم در این روش است. تنها فرق این روش با واقعیت این است که در آن معلم، به معنی یک معلم خارجی نمی‌باشد. در اصل بهترین شاگرد یا همان بهترین نمره به‌عنوان معلم در نظر گرفته می‌شود (T1). کار معلم تلاش برای بهبود وضعیت کلاس خواهد بود، در واقع تلاش می‌کند میانگین کلاس را به بهترین حالت ممکن افزایش دهد. بیش‌ترین افزایش در این حالت، یعنی این که میانگین برابر شود با همان مقدار T1، که این یک ایده‌آل و بهترین حالت ممکن است. بنابراین معلم در تلاش است که تمام اعضا را بهبود دهد و یک نمودار جدید را به‌دست آورد (شکل (۵)).

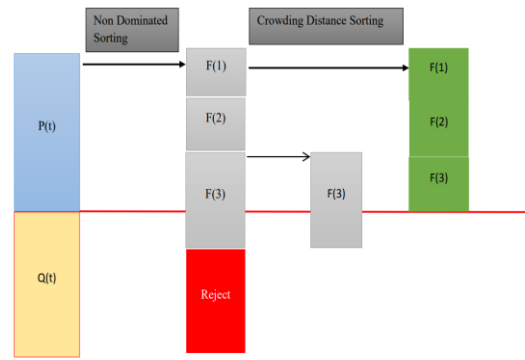
چگالی نمرات



شکل ۵- نمودار توزیع نمرات [۱۳]

با تشکیل شدن نمودار جدید، یک میانگین جدید نیز تعریف می‌شود (M2). در نمودار به‌دست‌آمده یک معلم جدید مشخص می‌شود (T2). این فرایند به همین ترتیب شروع به بهبودبخشیدن به تمامی اعضا می‌کند. به مرحله گفته‌شده در بالا که آموزش بر اساس یادگیری از معلم است، مرحله آموزش (Teaching-phase) گفته می‌شود.

آموزش مرحله دیگری دارد، که آن را می‌توان تعامل دانش‌آموزان با یکدیگر و تبادل اطلاعات آن‌ها با هم بیان کرد. یعنی دانش‌آموزان می‌توانند با تعامل با یکدیگر باعث پیشرفت هم شوند. به‌طور مثال در شکل (۶)، دو همکلاسی X_i و X_j در نظر



شکل ۴- مرتب‌سازی جمعیت در هر تکرار

در شکل فوق $P(t)$ جمعیت اصلی (اولیه) و $Q(t)$ جمعیت بهبودیافته هستند. ابتدا رتبه‌بندی بر روی هر دو جمعیت به‌صورت هم‌زمان انجام می‌گیرد سپس همان‌گونه که در شکل مشخص است برای تمام اعضای رتبه سوم در جمعیت اصلی، فضا وجود ندارد و در این قسمت فاصله ازدحامی اعضا در هر رتبه محاسبه می‌شود و جمعیت بر اساس فاصله ازدحامی (زیاد به کم) مرتب‌سازی شده و بعد از این مرتب‌سازی قسمتی از رتبه سوم که در جمعیت اصلی قرار می‌گیرد انتخاب می‌شود.

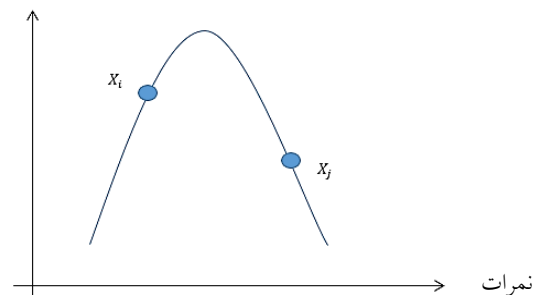
۳-۲ معرفی الگوریتم TLBO

اولین بار این الگوریتم توسط آقای رائو^۱ در سال ۲۰۱۱ معرفی شده است [۱۶]. این الگوریتم با الهام‌گرفتن از فرآیند آموزش و یادگیری در کلاس درس شکل گرفته است و با استفاده از این فرآیند توانسته مدلی برای بهینه‌سازی ارائه دهد. با توجه به تحقیقات آقای رائو و همکاران در سال ۲۰۱۲، در این الگوریتم بهینه‌سازی، گروهی از فراگیران به‌عنوان یک جمعیت محسوب می‌شوند و موضوعات مختلف ارائه‌شده به دانش‌آموزان، به‌عنوان تابع تناسب در نظر گرفته می‌شود و بهترین راه حل (نمره) به‌عنوان معلم در نظر گرفته می‌شود. TLBO فقط نیاز به کنترل پارامترهای معمول مانند: اندازه جمعیت و ... دارد و نیاز به کنترل پارامترهای خاص استفاده‌شده در دیگر الگوریتم‌ها نمی‌باشد؛ پس می‌توان به آن، الگوریتمی بدون نیاز به پارامترهای خاص گفت. راه حل‌های بهینه‌سازی همواره در تلاش هستند که جواب‌های مناسب و قابل‌قبول را از مرحله قبل به مراحل بعدی منتقل کنند و این یکی از مهم‌ترین قسمت‌ها در روش‌های بهینه‌سازی است. به این ترتیب، این روش بهترین جواب‌های موجود را از چرخه خود خارج نمی‌کند و با استفاده از آن تلاش می‌کند که تمام جواب‌ها را بهبود بخشد [۱۷].

¹ Rao

گرفته شده‌اند. با توجه به نمودار و نمرات کسب‌شده توسط آن‌ها، X_i باید از X_j آموزش بپذیرد؛ در بهترین شرایط دانش‌آموز ضعیف‌تر دقیقاً به نمره دانش‌آموز قوی‌تر دست پیدا خواهد کرد یا به‌طور دیگر X_i و X_j بر یکدیگر منطبق شوند که بسیار ایده‌آل می‌باشد و همچنین از گستردگی و تصادفی بودن جواب‌های به‌دست‌آمده می‌کاهد، که مورد قبول نخواهد بود. برای آن که حالت تصادفی در به‌دست‌آوردن جواب‌های جدید در نظر گرفته شود و گستردگی جواب‌ها نیز رعایت شده باشد، برای دستیابی به عضو جدید یک بردار تصادفی r را در در اختلاف بین دو عضو قدیم ضرب کرده، که به تصادفی بودن جواب‌ها کمک بسیاری خواهد کرد.

جگالی نمرات



شکل ۶- نمودار مقایسه نمرات دو دانش‌آموز [۱۶]

به مرحله گفته‌شده در بالا همان مرحله یادگیری یا به‌عبارت دیگر Learner-phase گفته می‌شود. به‌طورکلی نحوه عملکرد این الگوریتم را می‌توان به هشت مرحله زیر تقسیم‌بندی نمود:

- ۱- آماده‌سازی: تنظیم پارامترها و تولید جمعیت اولیه
- ۲- محاسبه میانگین اعضای جمعیت اولیه M_0
- ۳- انتخاب بهترین عضو جمعیت به‌عنوان معلم

۴- مرحله معلم یا آموزش: در این مرحله همان‌طور که گفته شد، بهترین عضو جمعیت به‌عنوان معلم انتخاب می‌شود و عملکرد آن به این شکل است که میانگین جمعیت را بهبود بخشیده و به مقدار خود نزدیک می‌کند و یک میانگین جدید برابر با خود ($M_{new} = Teacher$) تشکیل می‌دهد، پس با توجه به این جابه‌جایی تمام اعضای جدید جمعیت را طبق رابطه (۱۵) محاسبه می‌کنند.

$$X_i^{new} = X_i + \bar{r} [M_{new} - T_f M_0] \quad (15)$$

در فرمول بالا از بردار (r) برای تصادفی کردن بیش‌تر جواب‌ها استفاده شده است. همچنین یک ضریب دیگر به نام (Tf) در فرمول مشاهده می‌شود که به آن Teacher factor یا ضریب معلم گفته

می‌شود؛ این ضریب تصادفی از بین دو عدد یک و دو انتخاب می‌شود. اما در پژوهش حاضر برای این ضریب فرمول دیگری انتخاب شده است که از رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود [۱۸]. کار این ضریب در واقع این است که جواب‌های جدید را به‌طور تصادفی با شتاب یک و یا دو برابر حالت قبلی به جواب‌های جدید تبدیل کند و باعث به‌وجود آمدن جواب‌های بهتر نسبت به حالت اول شده و یا دانش جدیدی را ایجاد می‌کند.

$$T_{Fi} = \frac{M_{D,i}}{M_{newD,i}} \quad D = 1.2 \dots D_n \quad i = 1.2 \dots N_G \quad (16)$$

در رابطه فوق (D_n) تعداد متغیرهای طراحی، (N_G) شماره نسل‌ها، $(M_{D,i})$ میانگین دانش‌آموزان در تکرار i ام و $(M_{newD,i})$ وضعیت معلم در همان تکرار می‌باشد.

۵- پاسخ‌هایی که بهتر باشند، جایگزین پاسخ‌های قدیمی می‌شوند.

۶- مرحله دانش‌آموز یا یادگیری: برای هر پاسخ مانند X_i یک پاسخ دیگر مانند X_j به تصادف انتخاب می‌شود، که ممکن است دو حالت برای این انتخاب‌ها رخ بدهد:

حالت اول: اگر X_i بهتر باشد جواب جدید از رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود:

$$X_i^{new} = X_i + \bar{r}(X_i - X_j) \quad (17)$$

حالت دوم: اگر X_j بهتر باشد جواب جدید از رابطه (۱۸) محاسبه خواهد شد:

$$X_i^{new} = X_i + \bar{r}(X_j - X_i) \quad (18)$$

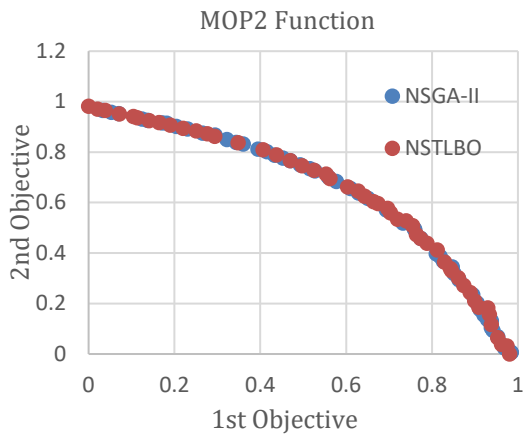
۷- پاسخ‌هایی که بهتر باشند، جایگزین پاسخ‌های قدیمی می‌شوند.

۸- شرایط خاتمه بررسی می‌شود و در صورت برآورده‌نشدن این شرایط، الگوریتم از مرحله دو ادامه پیدا کرده و تکرار می‌شود. در غیر این صورت الگوریتم خاتمه یافته و بهترین جواب به‌عنوان جواب بهینه به‌دست‌آمده در نظر گرفته می‌شود.

۳-۳ معرفی الگوریتم NSTLBO

در دو بخش گذشته روش NS و الگوریتم TLBO به‌صورت مجزا توضیح داده شد. در این بخش نحوه عملکرد الگوریتم NSTLBO به‌صورت مختصر و طی چند گام توضیح داده خواهد شد:

گام اول: جمعیت اولیه به‌صورت تصادفی و با توزیع یکنواخت تشکیل می‌شود.



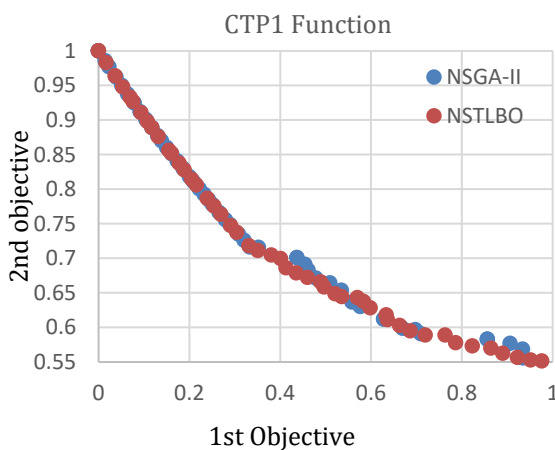
شکل ۷- نمودار صحت‌سنجی NSGA-II و NSTLBO در مثال اول

۴-۲- مثال دوم

این مثال که CPT1 Function نام دارد دارای دو تابع هدف به صورت زیر می‌باشد. همچنین قیود و دامنه متغیرها مشخص شده است.

$$\begin{aligned} \text{Minimize} &= \begin{cases} F_1(x, y) = x \\ F_2(x, y) = (1 + y) \exp\left(-\frac{x}{1 + y}\right) \end{cases} \\ \text{Constraints} &= \begin{cases} g_1(x, y) = \frac{f_2(x, y)}{0.858 \exp(-0.541 f_1(x, y))} \\ g_2(x, y) = \frac{f_2(x, y)}{0.728 \exp(-0.295 f_1(x, y))} \end{cases} \\ \text{Search domain} &= 0 \leq x, y \leq 1 \end{aligned}$$

در شکل (۸) نتایج و جبهه اول پاسخ به دست آمده با دو روش NSTLBO و NSGA-II مشاهده می‌شود.



شکل ۸- نمودار صحت‌سنجی NSGA-II و NSTLBO در مثال دوم

گام دوم: مقادیر توابع هدف برای جمعیت مورد نظر محاسبه می‌شود.

گام سوم: مقادیر توابع هدف (جواب‌ها) رتبه‌بندی می‌شوند.

گام چهارم: فاصله ازدحامی تمام جواب‌ها محاسبه می‌شود.

گام پنجم: تمام اعضا با توجه به رتبه‌بندی و فاصله ازدحامی

چیده می‌شوند.

گام ششم: اعضای چیده شده وارد حلقه بهینه‌سازی الگوریتم

شده و بهبود می‌یابند.

گام هفتم: در پایان هر تکرار مرتب‌سازی اعضا مانند گام پنجم

انجام می‌پذیرد و جبهه اول پاسخ شکل خواهد گرفت.

با افزایش تعداد تکرارها، جبهه اول پاسخ به صورت کامل شکل

می‌گیرد.

باید توجه داشت که جبهه اول پاسخ دارای کیفیت و نظم

باشد، یعنی علاوه بر این که بهترین جواب‌ها را داشته باشد، این

جواب‌ها نیز باید در سراسر جبهه به صورت یکنواخت موجود

باشند. بنابراین یک جبهه پاسخ قابل قبول باید دارای کیفیت و نظم

به صورت هم‌زمان باشد.

۴- صحت‌سنجی الگوریتم NSTLBO

صحت‌سنجی الگوریتم با استفاده از چهار مثال پرتکرار ریاضی

که در کتاب آقای کونولو^۱ و همکاران ارائه شده، انجام گرفته است.

صحت الگوریتم موجود در این مقاله با مقایسه الگوریتم

NSGA-II بررسی شده است [۱۹].

۴-۱- مثال اول

این مثال که به نام MOP2 (Fonseca and Fleming Function)

شناخته شده است دارای دو تابع هدف به صورت زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} f_1(x) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^n \left(x_i + \frac{1}{\sqrt{n}}\right)^2\right) \\ f_2(x) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^n \left(x_i - \frac{1}{\sqrt{n}}\right)^2\right) \end{cases}$$

در تابع هدف فوق، (x_i) متغیر آم و (n) تعداد متغیرها است. تعداد

متغیرها در این مثال برابر سه در نظر گرفته شده و حد بالا و پایین

آن به ترتیب برابر ۴ و -۴ می‌باشد. بهینه‌سازی این مثال به صورت

کمینه‌سازی صورت گرفته است. در شکل (۷) نتایج و جبهه اول

پاسخ به دست آمده با دو روش NSTLBO و

NSGA-II مشاهده می‌شود.

¹ Coello

۳-۴- مثال سوم

این مثال که به نام Constr-EX Problem شناخته می‌شود دارای دو تابع هدف به صورت زیر است. همچنین قیود و دامنه متغیرها مشخص شده است.

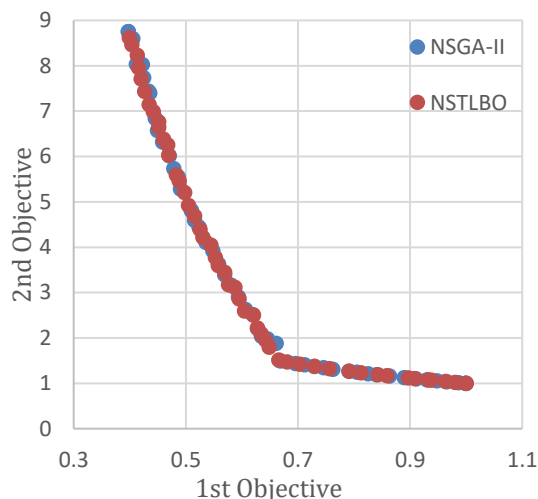
$$\text{Minimize} = \begin{cases} F_1(x, y) = x \\ F_2(x, y) = \frac{1+y}{x} \end{cases}$$

$$\text{constraints} \begin{cases} g_1(x, y) = y + 9x \geq 6 \\ g_2(x, y) = -y + 9x \geq 1 \end{cases}$$

$$\text{Search domain} \begin{cases} 0.1 \leq x \leq 1 \\ 0 \leq y \leq 5 \end{cases}$$

در شکل (۹) نتایج و جبهه اول پاسخ به دست آمده با دو روش NSGA-II و NSTLBO مشاهده می‌شود.

Constr-Ex Problem



شکل ۹- نمودار صحت‌سنجی NSGA-II و NSTLBO در مثال سوم

۴-۴- مثال چهارم

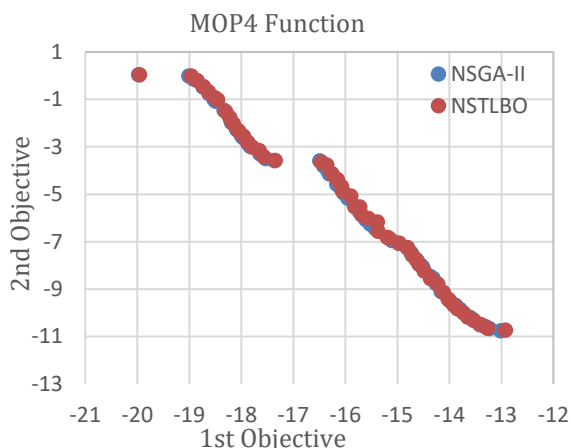
این مثال که MOP4 (Kursawe Function) نام دارد دارای دو تابع هدف به صورت زیر می‌باشد. همچنین قیود و دامنه متغیرها مشخص شده است.

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (-10e^{(-0.2) * \sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2}})$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n |x|^{0.8} + 5 \sin(x_i)^3$$

تعداد متغیرها برابر سه و حد بالا و پایین آن به ترتیب برابر ۵ و ۰ می‌باشد. بهینه‌سازی این مثال به صورت کمینه‌سازی صورت گرفته است. در شکل (۱۰) نتایج و جبهه اول پاسخ به دست آمده با دو روش NSGA-II و NSTLBO مشاهده می‌شود.

با بررسی نتایج چهار مثال فوق، صحت الگوریتم نوشته شده تأیید می‌شود و می‌توان از این الگوریتم برای بهینه‌سازی قاب‌ها استفاده نمود.



شکل ۱۰- نمودار صحت‌سنجی NSGA-II و NSTLBO در مثال

چهارم

۵- معرفی نمونه‌های مطالعه

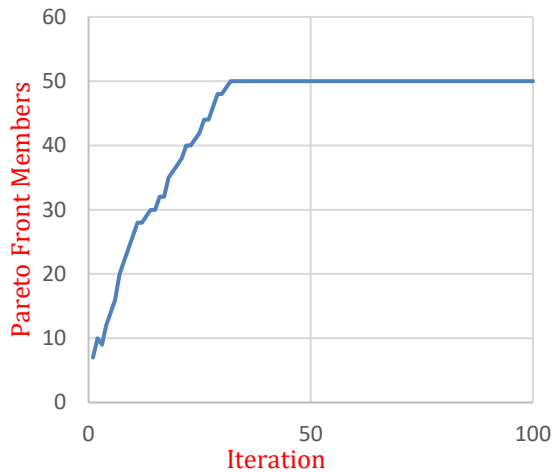
در این مقاله پنج نمونه بررسی شده است تا عملکرد الگوریتم سنجیده شود. سه قاب خمشی با دهانه و طبقات مختلف که نشان‌دهنده سه تیپ ساختمان‌های کوتاه، متوسط و بلند از لحاظ ارتفاعی می‌باشند. همچنین دو قاب مهاربندی مورد مطالعه قرار گرفته است. این کار تاکنون توسط کسی صورت نگرفته، به همین علت جبهه اول پاسخی برای مقایسه وجود ندارد.

۵-۱- نمونه اول

تمامی ستون‌ها یک تیپ و از مقاطع W10 (۱۸ مقطع) و تمامی تیرها نیز یک تیپ هستند که از بین ۲۶۷ مقطع انتخاب می‌شوند. فضای جستجوی این قاب برابر ۴۸۰۶ طراحی است. ضریب پواسون برابر ۰/۳، مدول الاستیسیته برابر $2 \times 10^5 \text{ MPa}$ تنش تسلیم فولاد برابر 248 MPa و طول مهارنشده تیر برابر یک‌ششم طول دهانه می‌باشد. در شکل (۱۱) یک نمای کلی از مدل‌سازی و بارگذاری قاب مورد نظر مشاهده می‌شود.

سناریوی سوم که بیش‌ترین وزن یا به‌عبارت دیگر بزرگ‌ترین مقاطع را دارد باید کم‌ترین نسبت تنش داخلی را داشته باشد که در شکل (۱۳) صحت این موضوع مشخص شده است. همچنین نسبت تنش‌های اعضا در سناریوی اول که کم‌ترین وزن به‌دست‌آمده می‌باشد، از مقدار مجاز آیین‌نامه بیش‌تر نشده و می‌توان آن را به‌عنوان وزن بهینه‌سازه در نظر گرفت.

در شکل (۱۴) تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول پاسخ با توجه به تکرارها مشاهده می‌شود.

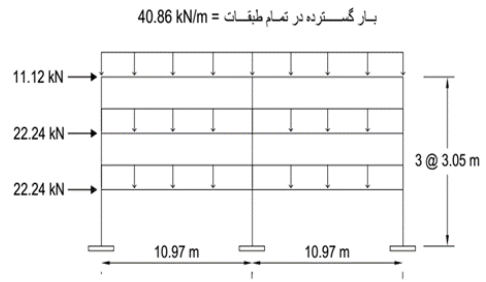


شکل ۱۴- نمودار تعداد جواب‌ها در جبهه اول پاسخ، قاب خمشی ۳ طبقه

تعداد جواب‌ها در جبهه اول با افزایش تکرارها بیش‌تر می‌شود تا به تعداد مورد نظر که ۵۰ عدد است، برسد. در شکل نیز مشخص است که الگوریتم در تکرار ۳۲ به تمام ۵۰ جواب مورد نظر رسیده و در ادامه به بهبود جواب‌های موجود می‌پردازد که نشان‌دهنده سرعت الگوریتم در به‌دست‌آوردن جبهه اول پاسخ می‌باشد.

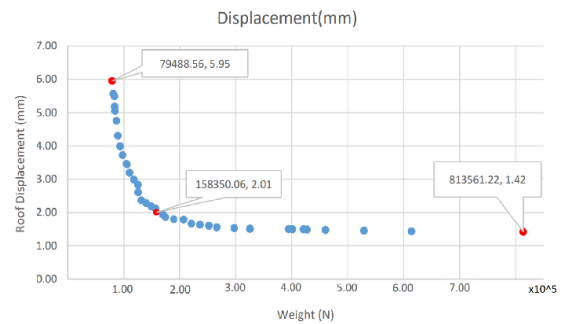
۵-۲- نمونه دوم

تیب‌بندی اعضا به‌صورت پنج تیپ ستون و چهار تیپ تیر می‌باشد. ستون‌ها در هر دو طبقه یک تیپ هستند که از بین مقاطع W12 و W14 (۶۶ مقطع) انتخاب می‌شوند. تیرها در هر سه طبقه یک تیپ و در طبقه آخر یک تیپ جداگانه دارند که از بین ۲۶۷ مقطع انتخاب می‌شوند. فضای جستجو حدود 6.36×10^{18} طراحی است. ضریب پواسون برابر ۰/۳، مدول الاستیسیته برابر $2 \times 10^5 \text{ MPa}$ ، تنش تسلیم فولاد برابر 248 MPa و طول مهارنشده تیر برابر یک‌پنجم طول دهانه می‌باشد. در شکل (۱۵) نمای کلی از مدل‌سازی و بارگذاری قاب مورد نظر مشاهده می‌شود.



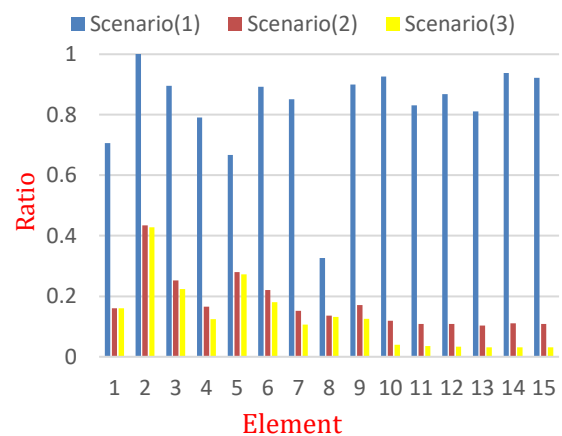
شکل ۱۱- مدل‌سازی و بارگذاری قاب خمشی ۳ طبقه

شکل (۱۲) نمودار جبهه اول پاسخ برای قاب خمشی سه طبقه است.

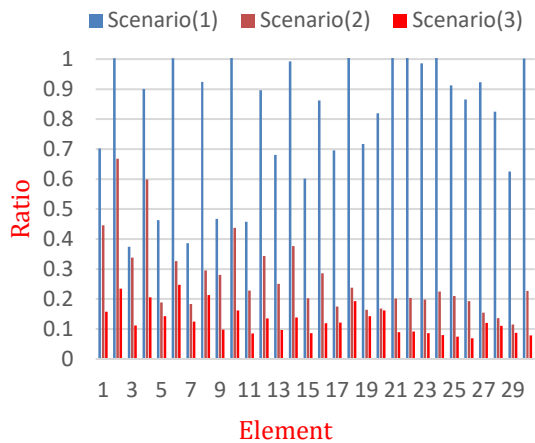


شکل ۱۲- جبهه اول پاسخ قاب خمشی ۳ طبقه

محور Xها وزن قاب بر حسب نیوتن و محور Yها جابه‌جایی طبقه بام بر حسب میلی‌متر است. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود هر چقدر وزن بیش‌تر شود جابه‌جایی بام کم‌تر خواهد شد. در شکل فوق سه سناریو انتخاب شده است؛ کم‌ترین وزن (نقطه قرمز)، بیش‌ترین وزن و یک سناریو میان آن‌ها. هر یک از این سناریوهای انتخابی، سازه‌های مختلف با مقاطع متفاوت هستند. شکل (۱۳) نسبت تنش موجود در اعضای سه سناریوی انتخابی را نشان می‌دهد.

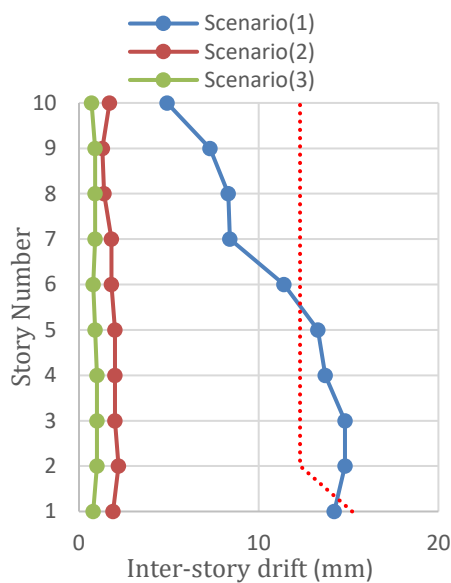


شکل ۱۳- نسبت تنش‌های داخلی در سه سناریوی انتخابی جبهه اول پاسخ در قاب خمشی ۳ طبقه



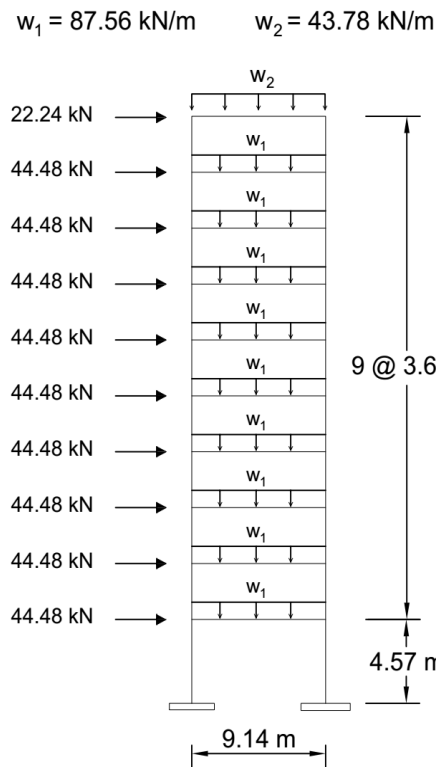
شکل ۱۷- نسبت تنش‌های داخلی در سه سناریوی انتخابی جبهه اول پاسخ در قاب خمشی ۱۰ طبقه

شکل (۱۸) نمودار جابه‌جایی نسبی طبقات برای سه سناریوی انتخابی را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل مشخص است، جابه‌جایی نسبی طبقات سناریوی اول که کم‌ترین وزن را دارد از مقدار مجاز در آیین‌نامه بیش‌تر شده، بنابراین به‌عنوان وزن بهینه قابل قبول نیست. در شکل (۱۶) نقاط، قبل از خط قرمز رنگ هستند، به همین علت غیر قابل قبول می‌باشند. این خط بهترین وزن به‌دست آمده برای سازه فوق است.



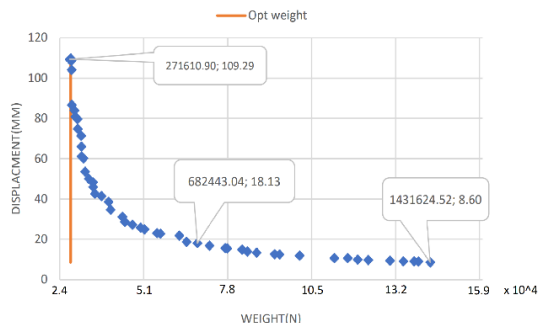
شکل ۱۸- نمودار جابه‌جایی نسبی طبقات در سه سناریوی انتخابی جبهه اول پاسخ در قاب خمشی ۱۰ طبقه

در شکل (۱۹) تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول پاسخ با توجه به تکرارها قابل مشاهده است.

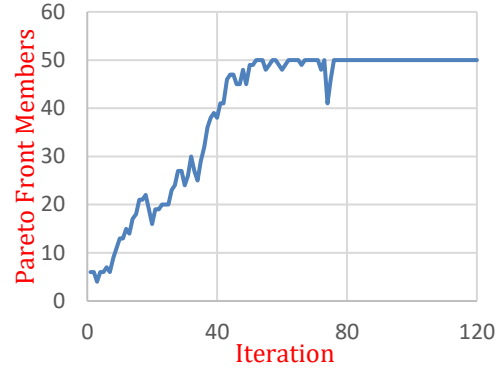
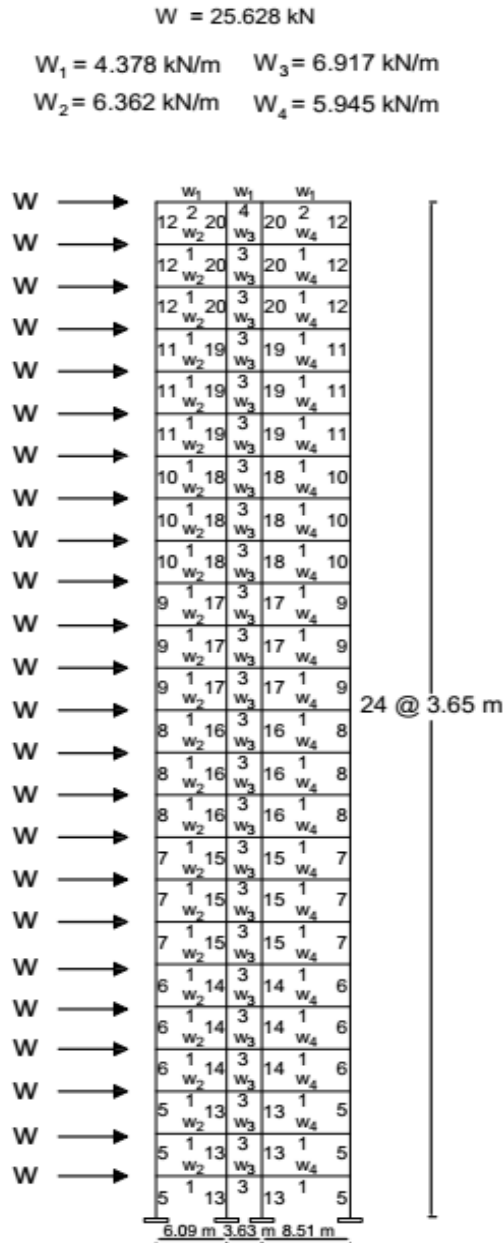


شکل ۱۵- مدل سازه‌ای و بارگذاری قاب خمشی ۱۰ طبقه

شکل (۱۶) نمودار جبهه اول پاسخ برای قاب خمشی ۱۰ طبقه را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود هر چقدر وزن بیش‌تر شود جابه‌جایی بام کم‌تر خواهد شد. در شکل فوق سه سناریو انتخاب شده است؛ کم‌ترین وزن، بیش‌ترین وزن و یک سناریو میان آن‌ها. هر یک از این سناریوهای انتخابی، سازه‌های مختلف با مقاطع متفاوت هستند. شکل (۱۷) نسبت تنش موجود در اعضای سه سناریوی انتخابی را نشان داده و مشخص می‌کند هر مقدار وزن سازه بیش‌تر شود، مقاطع بزرگ‌تر و در نتیجه نسبت تنش‌های داخلی اعضا کاهش پیدا می‌کند.



شکل ۱۶- جبهه اول پاسخ قاب خمشی ۱۰ طبقه



شکل ۱۹- نمودار تعداد جواب‌ها در جبهه اول پاسخ قاب خمشی ۱۰ طبقه

همان‌گونه که در شکل مشخص است با افزایش تعداد تکرارها، تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول افزایش می‌یابد. سرعت افزایش تعداد پاسخ‌ها با توجه به تکرارها نشان از سرعت بالای الگوریتم دارد. همچنین کاهش نمودار در تکرارهای مختلف به این معنی است که در آن تکرارها تعدادی از جواب‌های موجود مغلوب شده‌اند و در ادامه جواب‌های بهبودیافته جدید جایگزین آن‌ها خواهند شد.

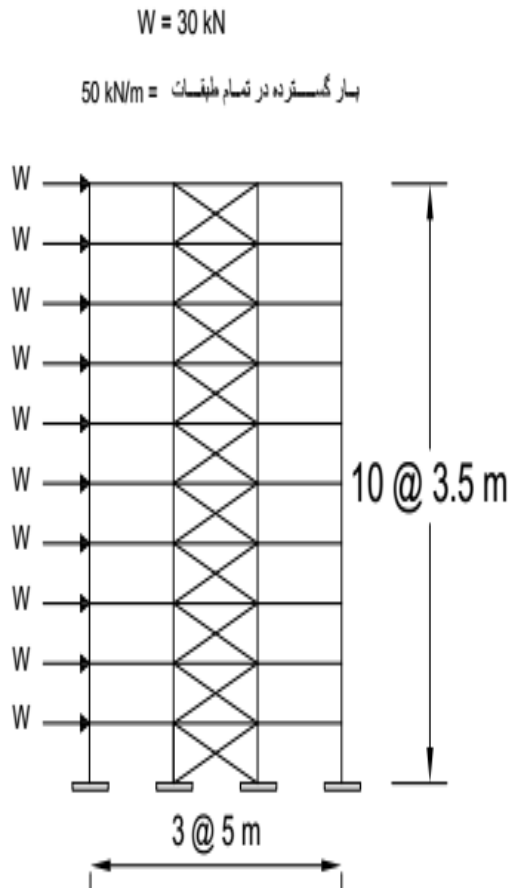
۳-۵- نمونه سوم

یک قاب سه دهانه ۲۴ طبقه در نظر گرفته شده است که طول دهانه‌های آن از راست به چپ به ترتیب برابر با $۸/۵۱$ ، $۳/۶۳$ و $۶/۰۹$ متر می‌باشد. ارتفاع تمام طبقات آن یکسان و برابر $۳/۶۵$ متر است. بار اعمالی بر روی سقف طبقه آخر برابر W_1 ، بر روی دهانه سمت راست برابر W_2 ، بر روی دهانه وسط برابر W_3 و بر روی دهانه سمت چپ برابر W_4 می‌باشد. تیپ‌بندی به صورت چهار تیپ تیر و ۱۶ تیپ ستون است. که در شکل (۲۰) مشخص شده است. تیرها از بین ۲۶۷ مقطع و ستون‌ها از بین مقاطع $W14$ (۳۷ مقطع) انتخاب شده‌اند. فضای جستجو 6.27×10^{34} طراحی است. ضریب پواسون برابر $۰/۳$ ، مدول الاستیسیته برابر $2.05 \times 10^5 \text{ MPa}$ ، تنش تسلیم فولاد برابر 230 MPa و طول مهارنشده تیر برابر طول دهانه می‌باشد.

شکل ۲۰- نمای کلی مدل‌سازی و بارگذاری قاب خمشی ۲۴ طبقه

در شکل (۲۱)، نمودار جبهه اول پاسخ برای قاب خمشی ۲۴ طبقه ارائه شده است. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود هر مقدار وزن بیش‌تر شود جابه‌جایی بام کم‌تر خواهد شد. همچنین در شکل مقدار مجاز جابه‌جایی بام مطابق آیین‌نامه مشخص شده است و نقاطی که جابه‌جایی بیش‌تری دارند، غیرقابل قبول هستند. در این شکل سه عضو مشخص شده است که از اطلاعات آن‌ها می‌توان برای مقایسه کار حاضر با مطالعات آینده استفاده نمود.

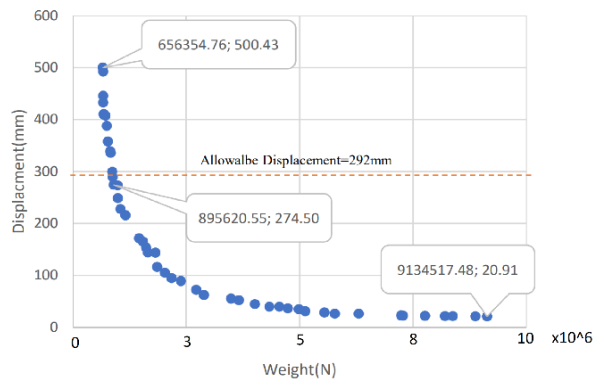
به صورت صلب و مهاربندها در ابتدا و انتهای خود مفصلی فرض می‌شوند. در شکل (۲۳) یک نمای کلی از مدل‌سازی و بارگذاری قاب مورد نظر مشاهده می‌شود. در گذشته بهینه‌سازی توپولوژی این قاب توسط بابایی و ثنائی در سال ۲۰۱۶ انجام گرفته است [۲۰].



شکل ۲۳- مدل‌سازی و بارگذاری قاب مهاربندی ۱۰ طبقه

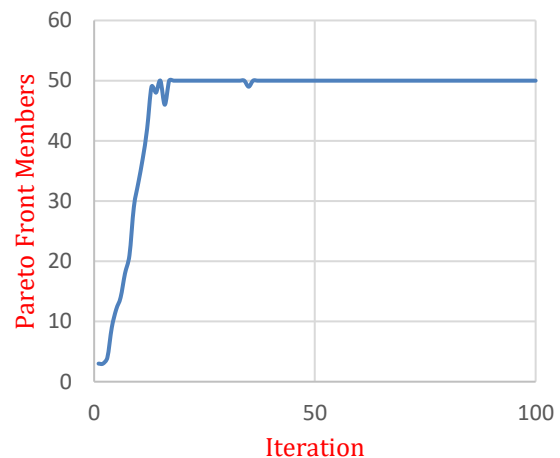
شکل (۲۴) نمودار جبهه اول پاسخ برای قاب مهاربندی ۱۰ طبقه را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل مشخص است، هر چقدر وزن بیش‌تر شود جابه‌جایی بام کم‌تر خواهد شد. در این شکل سه عضو مشخص شده است که از اطلاعات آن‌ها می‌توان برای مقایسه کار حاضر با مطالعات آینده استفاده نمود.

در شکل (۲۵) تعداد جواب‌های موجود جبهه اول پاسخ در قاب مهاربندی ۱۰ طبقه با توجه به تکرارها مشاهده می‌شود.



شکل ۲۱- جبهه اول پاسخ قاب خمشی ۲۴ طبقه

در شکل (۲۲) تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول پاسخ در قاب خمشی ۲۴ طبقه با توجه به تکرارها مشاهده می‌شود.



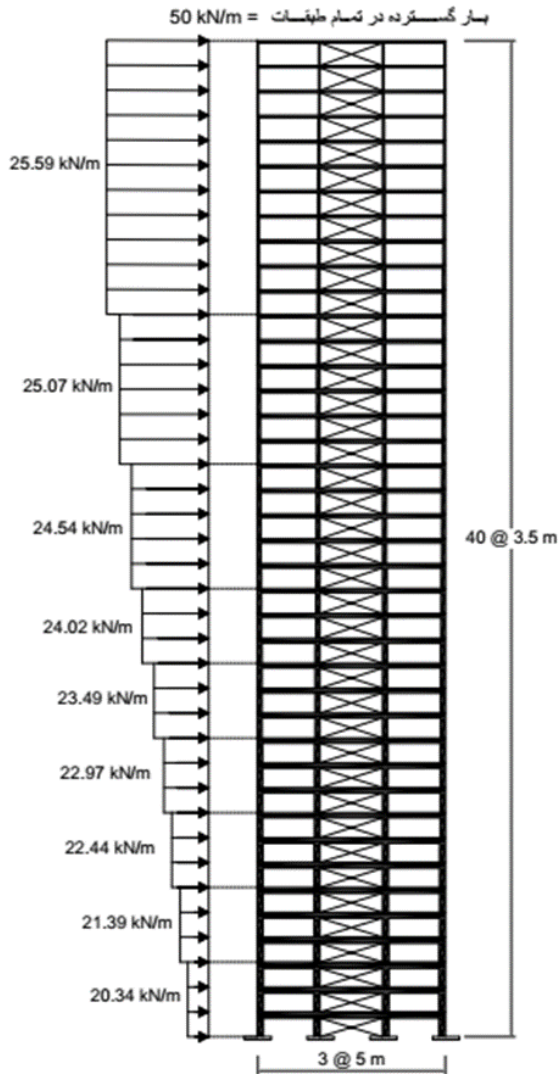
شکل ۲۲- نمودار تعداد جواب‌ها در جبهه اول پاسخ قاب خمشی ۲۴ طبقه

همان‌گونه که در شکل مشخص است با افزایش تکرارها تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول پاسخ نیز افزایش می‌یابد. روند صعودی و یکنواخت این نمودار نشان‌دهنده کارایی بالایی الگوریتم در سازه‌های بلند است که در تکرار پایین، جبهه اول پاسخ را به‌طور کامل تشکیل می‌دهد.

۴-۵- نمونه چهارم

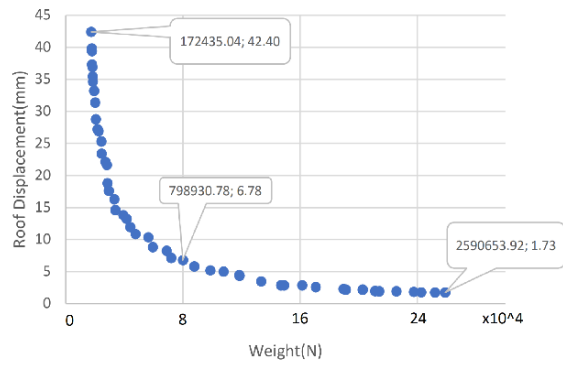
تیپ‌بندی به صورت ۱۰ تیپ ستون، ۱۰ تیپ تیر و پنج تیپ بادبند است. ستون‌ها در هر طبقه یک تیپ هستند که از مقاطع W14 (۳۷ مقطع)، تیرها در هر طبقه یک تیپ که از بین ۲۶۷ مقطع و بادبندها در هر دو طبقه یک تیپ که از بین مقاطع W6 و W8 (۲۰ مقطع) انتخاب می‌شوند. فضای جستجو 2.83×10^{46} طراحی است. ضریب پواسون برابر 0.3 ، مدول الاستیسیته برابر $2.04 \times 10^5 MPa$ ، تنش تسلیم فولاد برابر $253 MPa$ و طول مهارنشده تیر برابر طول دهانه می‌باشد. اتصال تیر به ستون

می‌شوند. در گذشته بهینه‌سازی توپولوژی این قاب توسط بابایی و ثنائی در سال ۲۰۱۶ انجام گرفته است [۳].

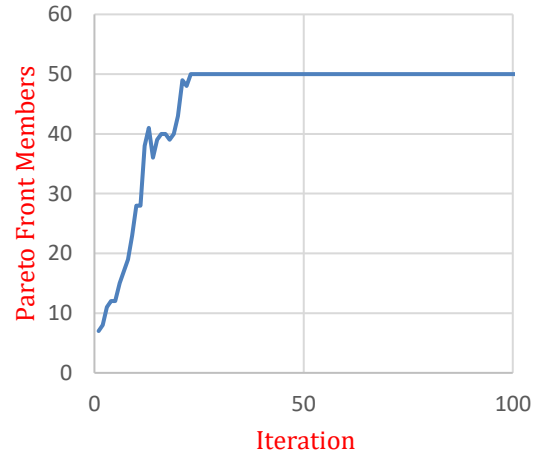


شکل ۲۶- نمای کلی و بارگذاری قاب مهاربندی ۴۰ طبقه

شکل (۲۷) نمودار جبهه اول پاسخ برای قاب مهاربندی ۴۰ طبقه را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود هر مقدار وزن بیشتر شود جابه‌جایی بام کم‌تر خواهد شد. در این شکل سه عضو مشخص شده است که از اطلاعات آن‌ها می‌توان برای مقایسه کار حاضر با مطالعات آینده استفاده نمود. کاهش شدید موجود در شکل به این دلیل است که هر مقدار مقاطع بزرگ‌تر شوند سختی سازه نیز بیشتر خواهد شد؛ زیاد شدن این سختی باعث می‌شود که جابه‌جایی سازه کاهش یابد و نیروی جانبی وارد شده به سازه توسط مقاطع تحمل شود.



شکل ۲۴- جبهه اول پاسخ قاب مهاربندی ۱۰ طبقه



شکل ۲۵- نمودار تعداد جواب‌ها در جبهه اول پاسخ قاب مهاربندی ۱۰ طبقه

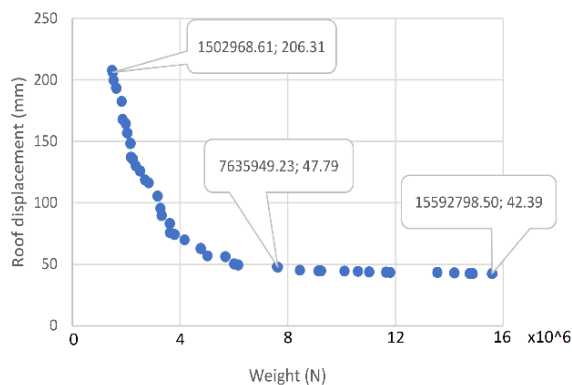
همان‌گونه که در شکل بالا مشاهده می‌شود تعداد جواب‌های موجود با توجه به زیاد شدن تکرارها بیشتر می‌شود و با نوسان کمی، تمامی اعضای موجود در جبهه اول پاسخ را تشکیل می‌دهد.

۵-۵- نمونه پنجم

یک قاب سه دهانه با ۴۰ طبقه در نظر گرفته شده است که طول هر سه دهانه آن ۵ متر و ارتفاع طبقات ۳/۵ متر می‌باشد. بر روی سقف تمامی طبقات آن یک بار گسترده یکنواخت به میزان ۵۰ کیلو نیوتن در هر متر و یک بار جانبی مطابق شکل (۲۶) اعمال شده است. تیپ‌بندی به صورت ۴۰ تیپ ستون، ۴۰ تیپ تیر و ۲۰ تیپ بادبند است. ستون‌ها در هر طبقه یک تیپ هستند که از مقاطع W14 (مقطع ۳۷)، تیرها در هر طبقه یک تیپ که از بین ۲۶۷ مقطع و بادبندها در هر دو طبقه یک تیپ که از بین مقاطع W8 و W6 (مقطع ۲۰) انتخاب می‌شوند. فضای جستجو 6.44×10^{185} طراحی است. ضریب پواسون برابر ۰/۳، مدول الاستیسیته برابر 2.04×10^5 MPa، تنش تسلیم فولاد برابر 253 MPa و طول مهارنشده تیر برابر طول دهانه می‌باشد. اتصال تیر به ستون به صورت صلب و مهاربندها در ابتدا و انتهای خود مفصلی فرض

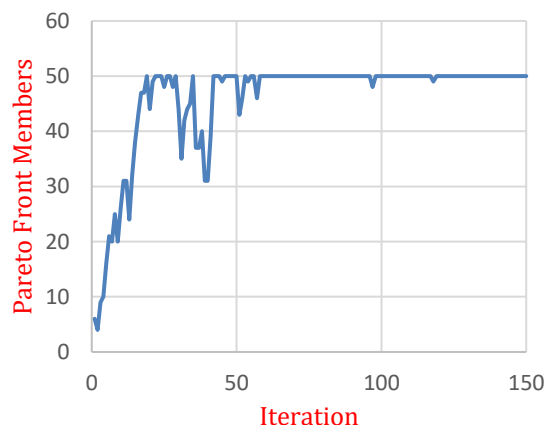
۶- نتیجه گیری

در این مقاله بهینه‌سازی چندهدفه قاب‌های فولادی با استفاده از الگوریتم چینش نامغلوب آموزش-یادگیری (NSTLBO) انجام شده است. توابع هدف در نظر گرفته شده، وزن سازه و جابه‌جایی بام هستند. پنج قاب فولادی شامل سه قاب خمشی و دو قاب فولادی مورد بررسی قرار گرفته شده است. تمامی قیدهای محدودکننده برای محاسبات توابع جریمه مورد نظر با توجه به آیین‌نامه AISC-LRFD در نظر گرفته شده‌اند. به دلیل آن که جابه‌جایی به‌عنوان یکی از توابع هدف در نظر گرفته شده است و این که مسئله باید به‌صورت چندهدفه حل گردد، قید جابه‌جایی از میان قیود موجود در مسئله حذف گردیده است. این کار تاکنون توسط محققان انجام نپذیرفته است، بنابراین هیچ جبهه اول پاسخی برای مقایسه وجود ندارد؛ اما صحت‌سنجی الگوریتم نوشته شده با استفاده از چهار مثال پرتکرار ریاضی صورت گرفته است. در تمامی مثال‌ها جبهه اول پاسخ به خوبی تشکیل شده است و دو شرط نظم و کیفیت را دارا می‌باشد. همچنین در دو مثال سه و ۱۰ طبقه قاب خمشی، سه سناریوی انتخابی برای مقایسه در نظر گرفته شده است. نتایج مقایسه این سناریوها صحت جبهه اول پاسخ به‌دست‌آمده را تأیید می‌کند.



شکل ۲۷- جبهه اول پاسخ قاب مهاربندی ۴۰ طبقه

همان‌گونه که در شکل (۲۷) مشاهده می‌شود، حداکثر جابه‌جایی به‌دست‌آمده برای این سازه کم است که این اتفاق دو دلیل دارد: ۱- تعداد زیاد بادبند با توجه به مقاطع آن‌ها و بار جانبی وارد شده نسبتاً کم به سازه، ۲- در صورت کمتر شدن وزن سازه از مقدار به‌دست‌آمده، نسبت تنش داخلی اعضا با توجه به بارهای ثقلی از مقدار مجاز بیش‌تر خواهد شد که مطابق با محدودیت آیین‌نامه مورد قبول نیستند.



شکل ۲۸- نمودار تعداد جواب‌ها در جبهه اول پاسخ قاب مهاربندی ۴۰ طبقه

در شکل (۲۸) تعداد جواب‌های موجود در جبهه اول پاسخ در قاب مهاربندی ۴۰ طبقه با توجه به تکرارها مشاهده می‌شود. همان‌گونه که مشخص است، هر چقدر تعداد تکرارها بیش‌تر می‌شود، تعداد پاسخ‌های موجود در جبهه اول نیز افزایش می‌یابد. کاهش موجود در نمودار بیانگر این است که در آن تکرار تعدادی از جواب‌ها توسط پاسخ‌های بهتر مغلوب شده‌اند و پاسخ‌های بهبود یافته جایگزین آن‌ها خواهند شد تا جبهه اول پاسخ به‌طور کامل تشکیل شود.

- (HPW) Algorithms", *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 7(4), pp.72-92.
- [15] Babaei, M., and Mollayi, M. (2021), "Multi-objective optimal design of reinforced concrete frames using two meta-heuristic algorithms", *Journal of Engineering Research*, 9(4B).
- [16] Rao, R.V., Savsani, V.J., and Vakharia, D.P. (2011), "Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems", *Computer-Aided Design*, 43(3), pp.303-315.
- [17] Rao, R., and Patel, V. (2012), "An elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems", *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 3(4), pp.535-560.
- [18] Rao, R.V., and Patel, V. (2013), "Multi-objective optimization of two stage thermoelectric cooler using a modified teaching-learning-based optimization algorithm", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), pp.430-445.
- [19] Coello, C.A.C. (2007), "Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems", Springer. com.
- [20] Babaei, M., and Sanaei, E. (2016), "Multi-objective optimal design of braced frames using hybrid genetic and ant colony optimization", *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 10, pp.472-480.
- [1] Babaei, M., Mollayi, M. (2016), "Multi-Objective Optimization Of Reinforced Concrete Frames Using NSGA-II Algorithm", *Engineering Structures And Technologies*. Vol 8, pp.157-164.
- [2] Babaei, M. (2017), "Multi-Objective Optimal Number And Location For Steel Outrigger-Belt Truss System", *Journal of Engineering Science and Technology*. Vol 12, pp.2599-2612.
- [3] Babaei, M., and Sanaei, E. (2016), "Multi-objective optimal design of braced frames using hybrid genetic and ant colony optimization", *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, Vol 10, pp.472-480.
- [4] Sanaei, E., and Babaei, M. (2012), "Topology optimization of structures using cellular automata with constant strain triangles", *International Journal of Civil Engineering*, 10(3), pp.179-188.
- [5] Yan, G., and Zhou, L.L. (2006), "Integrated fuzzy logic and genetic algorithms for multi-objective control of structures using MR dampers", *Journal of Sound and Vibration*, 296(1-2), pp.368-382.
- [6] Babaei, M., Taghaddosi, N., and Seraji, N. (2023), "Optimal Design of MR Dampers Using NSGA-II Algorithm", *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 7(1), pp.72-92.
- [7] Seraji, N., and Babaei, M. (2024), "Discrete Sizing Optimization of Steel Structures Using Modified Fireworks Algorithm", *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, pp.40-64.
- [۸] بابائی، م.، و مرادی، م. (۱۳۹۷)، "بهینه‌سازی چندهدفه کنترل نیمه‌فعال سازه‌ها با استفاده از میراگرهای ویسکوز به کمک الگوریتم رقابت استعماری"، *نشریه علمی و پژوهشی سازه و فولاد*، ۱۳(۲۵)، ص. ۴۵-۵۵.
- [9] Babaei, M., and Mollayi, M. (2020), "An improved constrained differential evolution for optimal design of steel frames with discrete variables", *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 48(6), pp.697-723.
- [10] Danesh, M., and Jalilkhani, M. (2020), "Sizing optimization of truss structures with newton meta-heuristic algorithm", *Iran University Science and Technology*, 10(3), pp.433-450.
- [11] AISC. AISC 360-22 Specification for Structural Steel Buildings. Am Inst Steel Constr 2022.
- [12] Kaveh, A., and Bakhshpoori, T. (2013), "Optimum design of steel frames using Cuckoo Search algorithm with Lévy flights", *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 22(13), pp.1023-1036.
- [13] Hashemi, M.R., Vahdani, R., Gerami, M., and Kheyroddin, A. (2022), "A New Approach to the Optimal Placement of the Viscous Damper Based on the Static Force Distribution Pattern", *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 66(3), pp.866-875.
- [14] Mashayekhi, M., Shirpour, A., and Sadeghi, R. (2023), "Finding Optimum Parameters of Passive Tuned Mass Damper by PSO, WOA, and Hybrid PSO-WOA