



# بهینه سازی وزن خرپای فولادی توسط الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش-یادگیری

سید مجتبی سیدزاده اطاقسرائی<sup>۱\*</sup>، مجتبی جعفری صمیمی<sup>۲</sup>، سید رضا سیدزاده اطاقسرائی<sup>۳</sup>

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، مهندسی عمران-سازه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران

۲- استادیار، مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی عمران-سازه، دانشگاه شمال آمل، آمل

\* تهران، صندوق پستی ۱۴۶۹۶۹۱۹۱

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۳/۲۲، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۵/۱۰)

## چکیده

مرور اجمالی ضوابط طراحی‌های مهندسی نشانگر این مهم است که موضوع اقتصاد و هزینه ساخت سازه‌ها از محورهای اصلی این ضوابط است. در دهه‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی برای دستیابی به محاسبات بهینه به علوم مهندسی ورود کرده است. الگوریتم‌های بهینه سازی و در راس آنها الگوریتم‌های مبتنی بر پدیده‌های بر گرفته از طبیعت، کارایی خوبی در محاسبه بهینه سازه‌ها از خود نشان داده‌اند. خرپاها از جمله سازه‌های پر کاربرد در عمران هستند. در این پژوهش الگوریتم مبتنی بر آموزش - یادگیری جهت بهینه سازی خرپاهای فولادی استفاده شده است. الگوریتم مبتنی بر آموزش - یادگیری به دلیل دارا بودن پارامترهای کنترلی محدود چون محاسبه مقدار میانگین داده‌ها در هر تکرار دارای قدرت بالایی در دستیابی به جواب بهینه است. بررسی‌های انجام شده بر روی چهار نمونه خرپای فولادی متفاوت، نشان داد که این روش بهینه سازی با حجم محاسباتی کمتر نسبت به سایر روش‌ها، با کارایی خوبی پاسخ بهینه را ارائه می‌کند.

## واژگان کلیدی

بهینه سازی سازه‌ها، الگوریتم آموزش-یادگیری، بهینه سازی وزن، خرپای فولادی، خرپای دو بعدی، خرپای فضایی

## Weight Optimization of Steel Truss with Teaching-Learning Based Optimization Algorithm

S.M. Seyedzadeh Otaghsaraei, M. Jafari Samimi, S.R. Seyedzadeh Otaghsaraei

### Abstract

Making inexpensive and efficient is one of the main requirements in the structural design process. In recent decades, the optimization algorithms have been developed for use in the engineering sciences. Optimization algorithms based on the natural phenomena are most useful criteria in structural design. In engineering, truss is commonly used in steel structures. In this paper, Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO) algorithm has been used to optimize the steel truss. TLBO can calculate accurate and optimum value of a functions, using only the common controlling parameters such as the mean value in each iteration. Four steel trusses have been analyzed to investigate how TLBO improves designing process of the steel trusses. The results shown that TLBO algorithm has satisfactory performance with less calculation than other optimization algorithms.

### Keywords

Optimization of structures, Teaching-learning based algorithm, Optimization of weight, Steel truss, Tow dimensional truss, Space truss

شد. به طور مثال می‌توان به الگوریتم انفجار بزرگ<sup>۱</sup> اشاره نمود [۷] که با بهره گیری از مقدار میانگین داده‌ها، ارائه شده است. یکی از جدیدترین روش‌های مبتنی بر استفاده از مقادیر میانگین در روند بهینه سازی، الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش-یادگیری<sup>۲</sup> است [۸]. این روش بر اساس تاثیر آموزش معلم بر یادگیری دانش آموزان کلاس و همچنین اصل تعامل دانش آموزان با یکدیگر در مورد موضوع درسی و نهایتاً افزایش سطح علم آنها است. در این روش معلم در هر تکرار درسی تلاش می‌کند با آموزش دانش آموزان سطح درسی آنها را بالا برده و به سطح خود سوق دهد. روش مبتنی بر آموزش و یادگیری در دو فاز فرایند آموزش را تکمیل می‌کند. در فاز اول معلم به دانش آموزان درس را ارائه نموده و لذا تاثیر آموزش بر دانش آموز اعمال می‌شود. در فاز بعدی، یعنی فاز دانش آموز، دانش آموزان پس از درس گرفتن از معلم با یکدیگر در مورد درس تعامل کرده و لذا این تعامل باعث بهبود وضعیت آنها می‌شود.

## ۲- تعریف مسئله بهینه سازی

یک مسئله بهینه سازی ابعاد بر یافتن مقطعی که وزن خرپا را کمینه کند و در عین حال قیود طراحی چون محدودیت‌های تنش و جابجایی را ارضاء نماید، تمرکز دارد. لذا مسئله جهت بهینه سازی خرپا به شکل رابطه (۱) مطرح می‌شود:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } w &= \sum_{i=1}^{N_V} \gamma_i L_i A_i, \\ \text{Subject to: } \sigma^L &\leq \sigma_i \leq \sigma^U, \\ A^L &\leq A_i \leq A^U, \\ \delta^L &\leq \delta_i \leq \delta^U \end{aligned} \quad (1)$$

که  $N_V$  تعداد المان،  $i$  شماره المان از ۱ تا  $N_V$ ،  $\gamma_i$  وزن واحد مصالح خرپا ( $\text{kg}/\text{cm}^3$ ),  $L_i$  طول المان (m)،  $A_i$  سطح مقطع هر المان ( $\text{cm}^2$ ),  $A^L$  و  $A^U$  به ترتیب محدودیت سطح مقطع های حد پایین و بالای المان ( $\text{cm}^2$ ),  $\sigma^L$  تنش هر المان ( $\text{kg}/\text{cm}^2$ ),  $\sigma^U$  به ترتیب محدودیت تنش‌های حد پایین و بالای المان و  $\delta^L$ ،  $\delta^U$  محدودیت جابجایی المان (cm)،  $\delta^L$  و  $\delta^U$  به ترتیب محدودیت جابجایی‌های حد پایین و بالا (cm) است.

در این مسئله برای محاسبه تابع شبه هدف جهت اعمال محدودیت‌ها، از تابع جریمه‌ای طبق پیشنهاد Camp [۹] استفاده شده است که برای تنش‌های در محدوده محدودیت‌ها مقدار

با مروری بر سیر طراحی‌های مهندسی در طول دهه‌های اخیر تاثیر موضوع اقتصاد و هزینه ساخت سازه‌ها پوشیده نیست. در یک طرح مهندسی ابعاد عضوهای سازه‌ای و در نتیجه آن وزن کل مصالح مصرفی سازه از پارامترهای مهم متوجه از آن بوده و از طرفی تعیین کننده هزینه ساخت سازه می‌باشد، لذا استفاده از یک طرح مهندسی که در حین رعایت ضوابط موجود جهت طراحی، هزینه تمام شده بهینه‌ای هم داشته باشد، حائز اهمیت است.

به جهت پیشرفت روز افزون علم بهینه سازی استفاده از روش‌های بهینه سازی به منظور بهینه ساختن سازه‌ها مورد توجه قرار می‌گیرد. روش‌های جدید بهینه سازی الهام گرفته شده از طبیعت زنده یا طبیعت بی جان به جهت دقت بالا در یافتن پاسخ بهینه مسئله بهینه سازی در این پژوهش مورد توجه است. از جمله روش‌های بهینه سازی محبوب عبارتند از: الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات<sup>۳</sup> که مبتنی بر الگوی شکار گروهی پرنده‌گان و تعامل اعضای گروه جهت یافتن منبع غذایی است [۱]، الگوریتم بهینه سازی ژنتیک<sup>۴</sup> که مبتنی بر تکنیک‌های زیست‌شناسی مانند وراثت و جهش بوده و برای اولین بار در سال ۱۹۷۵ در دانشگاه میشیگان معرفی شد [۲]، الگوریتم بهینه سازی مورچه‌ها<sup>۵</sup> که این روش مبتنی بر الگوی یافتن غذا توسط گروه مورچه‌ها بوده و بر اساس یک سری الگوهای رفتاری مورچه‌ها توسعه یافته است [۳].

برخی محققین جهت بهبود کارایی یک الگوریتم و نیز پوشش ضعف‌های آن (به عبارتی هوشمند سازی الگوریتم و تسريع روند بهینه سازی)، دو روش بهینه سازی را با یکدیگر ترکیب نمودند، به عنوان مثال می‌توان به ترکیب روش‌های بهینه سازی تجمع ذرات و الگوریتم تجمع پرستو<sup>۶</sup> اشاره نمود [۴]. برخی روش‌های بهینه سازی مبتنی بر استفاده از مقادیر میانگین اطلاعات یک جامعه آماری یا اعضای مدل جهت استخراج پاسخ بهینه می‌باشد که اولین بار استفاده از مقادیر میانگین توسط Gellatly و همکارانش [۵] پیشنهاد گردید که توسط Hirschberg [۶] توسعه داده شد. در نهایت این پژوهش‌ها، منجر به ارائه روش‌های بهینه سازی مبتنی بر محاسبه مقادیر میانگین

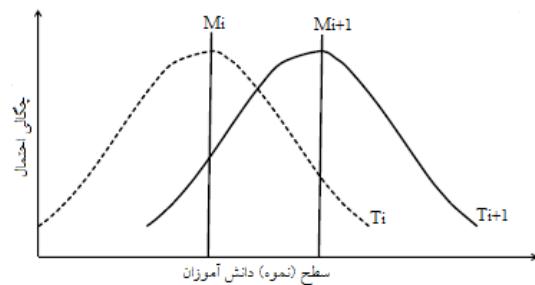
<sup>1</sup> Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO)

<sup>2</sup> Genetic Algorithm (GA)

<sup>3</sup> Ant Colony Optimization (ACO)

<sup>4</sup> Swallow Swarm Optimization (SSO)





شکل ۱- توزیع نمرات دانش آموزان در دو تکرار متولی [۸]

در مسئله حاضر مراحل بهینه سازی با استفاده از این روش بدین صورت است که، ابتدا یک جمعیت اولیه با تعداد جمعیت  $N_p$  و تعداد متغیر طراحی  $N_V$  برابر تعداد المان‌های سازه تعیین می‌شود. اگر این جمعیت به صورت ماتریسی در نظر گرفته شود، جمعیت کلاس، ماتریسی با  $N_p$  سطر و  $N_V$  ستون است [۸]، که در آن  $N_p$  بیانگر تعداد دانش آموز و  $N_V$  تعداد متغیر طراحی همان تعداد موضوعات درسی است طبق رابطه (۶) این جمعیت تعریف می‌شود:

$Population =$

$$\begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,N_V-1} & X_{1,N_V} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,N_V-1} & X_{2,N_V} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ X_{N_p-1,1} & X_{N_p-1,2} & \dots & X_{N_p-1,N_V-1} & X_{N_p-1,N_V} \\ X_{N_p,1} & X_{N_p,2} & \dots & X_{N_p,N_V-1} & X_{N_p,N_V} \end{bmatrix} \quad (6)$$

### ۱-۳- فاز معلم (آموزش)

در این فاز از بین جمعیت ساخته شده عضوی که بهترین مقدار (کمترین مقدار پاسخ برای وزن) را می‌دهد به عنوان معلم انتخاب شده و سپس فرمول معلم، رابطه (۷) به هر یک از اعضاء اعمال می‌شود:

$$X_{new,N_V} = X_{old,N_V} + Difference\_mean_{N_V} \quad (7)$$

$$Difference\_mean_{N_V} = r * (M_{new,N_V} - T_F * M_{N_V}) \quad (8)$$

$$M_{new,N_V} = X_{Teacher} \quad (9)$$

$$M_{N_V} = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_{N_V-1} \ m_{N_V}] \quad (10)$$

روابط (۸) تا (۱۰) نحوه محاسبه پارامترهای مورد نیاز رابطه (۷) را شرح می‌دهد. که  $X_{new,N_V}$  مقدار متغیر طراحی جدید (سطح مقطع المان) برای دانش آموز  $N_V$   $M_{old,N_V}$  مقدار متغیر طراحی برای دانش آموز  $N_V$  از تکرار قبل،  $M_{new,N_V}$  مقدار میانگین جدید که برابر با مقدار معلم است (این بدان معناست که معلم تلاش می‌کند مقدار میانگین کلاس را به مقدار خود سوق دهد)،  $M_{N_V}$  مقدار میانگین هر موضوع درسی (میانگین

تابع جریمه صفر شده و مقادیر توابع هدف و شبه هدف برابر می‌شوند و برای تشن‌های خارج از محدوده محدودیت‌ها مقدار آن برابر مقادیر رابطه (۲) می‌شود:

$$\phi_i, \sigma = \frac{\sigma_i - \sigma^L}{\sigma^L} \leftrightarrow \sigma_i < \sigma^L, \quad (2)$$

$$\phi_i, \sigma = \frac{\sigma_i - \sigma^U}{\sigma^U} \leftrightarrow \sigma_i > \sigma^U$$

همچنین برای جابجایی‌های در جهات  $x$  و  $z$  که در محدوده محدودیت‌ها هستند مقدار تابع جریمه  $\phi_i$  برابر صفر می‌شود لذا تابع شبه هدف با تابع هدف برابر می‌شود و برای جابجایی‌های در جهات  $x$  و  $z$  که خارج از محدوده محدودیت‌ها هستند مقادیر رابطه (۳) اعمال می‌شود:

$$\phi_i, \delta_{i,x} = \frac{\delta_{i,x} - \delta^L}{\delta^L} \leftrightarrow \delta_{i,x} < \delta^L, \quad (3)$$

$$\phi_i, \sigma = \frac{\delta_{i,x} - \delta^U}{\delta^U} \leftrightarrow \delta_{i,x} > \delta^U$$

که  $\delta_{i,x}$  محدودیت جابجایی المان شماره  $i$  در جهت محور  $x$  است. و به همین صورت برای  $y$  و  $z$   $\delta_{i,y}$  و  $\delta_{i,z}$   $\phi_i$  تعریف می‌شود. جمع تمام مقادیر جریمه ( $\phi_i$ ) طبق رابطه (۴) بدست می‌آید:

$$\phi_i = \sum_{i=1}^{N_V} (1 + \phi_i, \sigma + \phi_i, \delta_{i,x} + \phi_i, \delta_{i,y} + \phi_i, \delta_{i,z})^\varepsilon \quad (4)$$

که  $\varepsilon$  مقدار مثبتی برای جریمه می‌باشد. لذا تابع شبه هدف  $\varphi_i$  با مقادیر تابع شبه هدف  $\phi_i$  برابر رابطه (۵) می‌شود:

$$\varphi_i = w * \phi_i \quad (5)$$

### ۳- مراحل روش مبتنی بر آموزش-یادگیری

روش یادگیری و آموزش با نام اختصاری TLBO بر پایه دو فاز است: (۱) فاز معلم و (۲) فاز دانش آموز. با توجه به شکل (۱)، در یک تکرار  $i$  معلم ( $T_i$ ) تلاش می‌کند سطح دانش دانش آموزان را افزایش دهد و به سطح خود سوق دهد، که این تلاش را می‌توان با بهبود میانگین دانش آموزان از مقدار ( $M_i$ ) به مقدار ( $M_{i+1}$ ) در تکرار بعد نشان داد. از آنجا که دانش آموزان در تکرار اول سطح شان با آموزش معلم افزایش یافت لذا در این روش برای تکرار بعدی معلم جدیدی گرینش می‌شود تا آموزش‌های بعدی را به دانش آموزان جهت پیشبرد روند آموزش رائمه دهد. این معلم جدید در تکرار جدید (۱) از بین دانش آموزان در تکرار حاضر (جدید) به صورت گرینش بین بهترین عضو انتخاب می‌شود. ( $T_{i+1}$ )

شبیه هدف آنها مقایسه شده و دانش آموزی که مقدار تابع هدف یا شبیه هدف بهتری دارد (وزن سازه کمتر باشد) مشخص می‌شود و طبق رابطه (۱۱) تاثیر تعامل درسی در آموزش اعمال می‌شود:

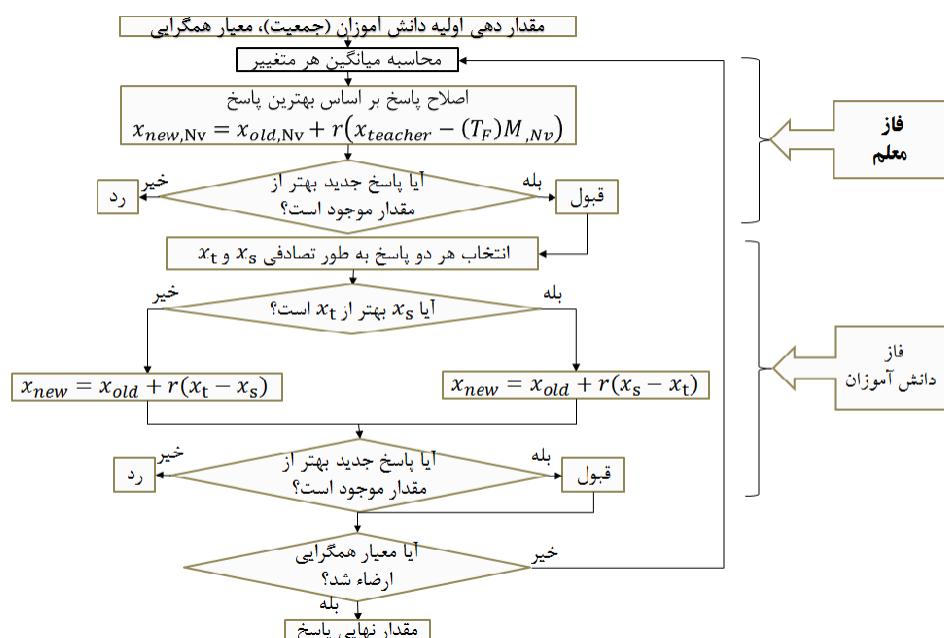
$$\begin{aligned} \text{If } w(X_{s,t}) < w(X_{t,s}) & ; \\ X_{new,N_V} = X_{old,N_V} + r * (X_{s,t} - X_{t,s}) & \quad (11) \\ \text{If } w(X_{s,t}) > w(X_{t,s}) & ; \\ X_{new,N_V} = X_{old,N_V} + r * (X_{t,s} - X_{s,t}) \end{aligned}$$

اگر در این بخش مقدار جدید  $X_{new,N_V}$  بهتر از مقدار قبل نظیر ( $X_{old,N_V}$ ) باشد، لذا مقدار جدید انتخاب می‌شود. می‌توان مراحل کلی الگوریتم را به صورت شکل (۲) نشان داد.

حاصل برای هر ستون از جمعیت رابطه (۶) و ۲ عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است. در این بخش بعد از تشکیل مقادیر متغیرهای طراحی (تعیین سطح مقطع المان‌ها)، تابع هدف و تابع شبیه هدف به اعضای سازه اعمال می‌شود.

### ۲-۳- فاز دانش آموز (یادگیری)

در این فاز دانش‌آموزان با هم تعامل درسی داشته و لذا سطح یادگیری را بین خود افزایش می‌دهند. این تاثیر در افزایش سطح یادگیری به طریق زیر برای آنها اعمال می‌شود: از هر دو دانش آموز  $s$  و  $t$  انتخاب شده به طور تصادفی (طوریکه مقادیر  $s$  و  $t$  با هم برابر نباشند)، مقدار تابع هدف و



شکل ۲- چارت کلی الگوریتم [۸] TLBO

گرفته شده است. تعداد تکرار الگوریتم برای هر سازه به طور مجزا در زیر بخش‌های بخش بررسی عددی ذکر شده است. تعداد متغیر طراحی ( $N_V$ ) برای هر مورد سازه برابر تعداد المان همان سازه است.

#### ۴-۱- خرپایی ده المانی

اولین سازه مورد بررسی، خرپایی طره‌ای شکل (۴) است. این سازه در تحقیقات پیشین با دیگر روش‌های بهینه سازی از قبیل الگوریتم ژنتیک [۱۰]، الگوریتم زنبور عسل<sup>۱</sup> [۱۱]، الگوریتم

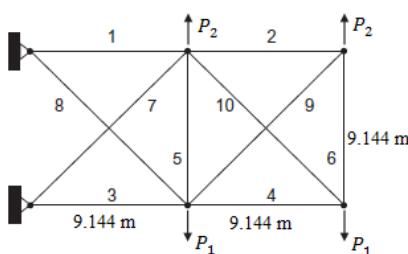
#### ۴- بررسی عددی

جهت ارزیابی کارایی الگوریتم، چند مثال کاربردی مهندسی با استفاده از الگوریتم مورد تحلیل قرار گرفته و نتایج آن با روش‌های دیگر بهینه سازی مقایسه می‌شود. در این بررسی چند بار از الگوریتم پاسخ گرفته شد تا کارایی الگوریتم ارزیابی شود. مسائل تحت بررسی در این بخش شامل ۴ نمونه خرپا که عبارتند از خرپا با ۱۰ المان، خرپا با ۱۵ المان، خرپا با ۲۲ المان و نهایتاً نمونه خرپا دارای ۲۵ المان است. برای هر سازه ابتدا تعدادی بررسی عددی انجام شد تا کارایی الگوریتم مشخص شده و از سوابی مقادیر بهترین پاسخ‌ها مشخص شود. تعداد جمعیت ( $N_p$ ) برای تمام سازه‌ها در این مطالعه برابر ۷۵ در نظر

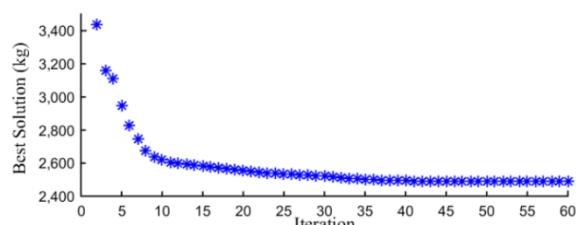
<sup>۱</sup> Artificial Bee Colony (ABC)



بالاتری را برای سازه حاضر محاسبه کردند و تنها روش GA [۱۰] با ۴۰۰۰۰ تحلیل سازه ای به عدد بهینه  $kg = ۱۹۸۵/۰۱۱$  TLBO رسید. بررسی ها نشان می دهد که پاسخ بهینه الگوریتم SSA [۱۴] و همچنین با  $۰/۰۲۳$ ٪ وزن کمتر نسبت به روش [۱۰] GA با  $۸۰/۸۴۸$ ٪ تحلیل کمتر است و نسبت به روش خود را نشان می دهد. ولی نسبت به میانگین وزن های بهینه حاصل از روش های حاضر در این بخش، با  $۲/۲۶۵$ ٪ افزایش با  $۷۵/۶۹۵$ ٪ تحلیل کمتر پاسخ بهینه را ارائه می کند که نشانگر کارایی خوب الگوریتم TLBO نسبت به سایر روش های موجود در این بخش است.



شکل ۳- خریای ۱۰ المانی طرهای



شکل ۴- نمودار بهترین پاسخ در هر تکرار (خریای ده المانی)

#### ۴-۲- خریای پانزده المانی

دومین مسئله بر تحلیل خریای مسطح شکل (۵) تمرکز دارد. این سازه نیز توسط پژوهشگران بسیاری با روش های بهینه سازی دیگر از جمله، الگوریتم ژنتیک ترکیبی پیشرفته<sup>۴</sup> [۱۵]، روش تجمع ذرات [۱۳]، الگوریتم انفحار معدن<sup>۵</sup> [۱۶] و الگوریتم بهینه سازی وال<sup>۶</sup> [۱۷]، مورد بررسی قرار گرفته و بهینه شده است.

مورچگان [۱۲]، الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم تجمع ذرات با اعضای کم شونده<sup>۱</sup> و الگوریتم ابتکاری تجمع ذرات<sup>۲</sup> [۱۳]، الگوریتم شبیه سازی زیر مجموعه<sup>۳</sup> [۱۴]، مورد بررسی قرار گرفته و بهینه شده است.

خریای شکل (۳) دارای ۱۰ عضو بدون گروه بنده است، مشخصات هندسی اعضا در شکل آمده است، نیروهای  $P_1$  و  $P_2$  به این خریا وارد می شوند که نیروی  $P_1$  برابر  $45/359$  ton و نیروی رو به بالای  $P_2$  برابر ton در نظر گرفته شده است. محدودیت جابجایی قائم و افقی  $\pm ۰/۰$  cm و محدودیت حد تنش برابر  $1757/774$  kg/cm<sup>2</sup> است، وزن مخصوص مصالح خریا برابر  $2/768 \times 10^{-3}$  kg/cm<sup>3</sup> بوده و مدول الاستیسیته مصالح  $7030/70$  kg/cm<sup>3</sup> است. متغیرهای طراحی گستره یا مجزا برای خریای حاضر در نظر گرفته شده است. محدودیت سطح مقطع (متغیرهای طراحی) مجزا برابر  $(10/45, 11/61, 12/84, 15/13, 35/74, 18/90, 18/58, 16/97, 16/90, 25/03, 24/77, 23/42, 22/90, 22/39, 21/81, 20/19, 19/93, 46/58, 37/03, 33/03, 22/06, 30/97, 28/97, 27/23, 26/97, 103/23, 100/00, 91/61, 89/68, 87/10, 74/19, 51/42, 170/97, 147/74, 141/93, 121/29, 109/03, 216/13, 193/55)$  cm<sup>2</sup> بر این سازه اعمال شده است. این سازه تحت ۶۰ تکرار الگوریتم مورد تحلیل قرار گرفت و ۱۰ دسته از نتایج حاصل از بررسی های عددی بهینه سازی با استفاده از الگوریتم TLBO گرد آوری شده و در جدول (۱) ارائه شده است. از بین ۱۰ دسته پاسخ ارائه شده در جدول (۱) بهترین پاسخ انتخاب شده و در جدول (۲) با نتایج بهینه سازی حاصل از بررسی انجام شده توسط دیگر پژوهشگران با روش های مختلف بر روی این سازه مقایسه شده است. جدول (۲) و نمودار شکل (۴) کارایی الگوریتم حاضر نسبت به دیگر روش های بهینه سازی را ارائه می کند.

همانطور که از جدول (۲) و نمودار شکل (۴) قابل مشاهده است، الگوریتم TLBO در تکرار ۲۱ مقدار بهینه  $2489/975$  kg را پس از  $۹۵۷۶$  تحلیل سازه ای ارائه کرده است، این در حالی است که روش SSA [۱۴] با  $50000$  تحلیل سازه ای، وزن بهینه  $2490/558$  kg را ارائه می کند. دیگر روش های موجود در این بخش با تعداد تحلیل بیشتر نسبت به الگوریتم حاضر، وزن بهینه

<sup>4</sup> Improved Hybrid Genetic Algorithm (IHGA)

<sup>5</sup> Mine Blast Algorithm (MBA)

<sup>6</sup> Wale Optimization Algorithm (WOA)

<sup>۱</sup> Particle Swarm Optimization with Passive Convergence (PSOPC)

<sup>۲</sup> Heuristic Particle Swarm Optimization (HPSO)

<sup>۳</sup> Subset Simulation Algorithm (SSA)

جدول ۱- نتایج ۱۰ مورد از بهینه سازی های انجام شده بر روی خرپای ۱۰ المانی

بررسی ۱۰	بررسی ۹	بررسی ۸	بررسی ۷	بررسی ۶	بررسی ۵	بررسی ۴	بررسی ۳	بررسی ۲	بررسی ۱	شماره عضو	سطح مقطع (cm <sup>2</sup> )
۲۱۵/۰۲	۲۰۷/۰۷	۲۰۶/۹۹	۱۹۶/۵۴	۱۹۸/۴۱	۲۰۳/۷۰	۲۰۳/۷۶	۲۰۰/۰۳	۱۹۹/۰۴	۱۹۰/۱۵	۱	
۱۰/۴۵	۱۰/۴۷	۱۰/۴۷	۱۰/۴۵	۱۰/۵۴	۱۰/۵۰	۱۰/۴۶	۱۱/۹۰	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۲	
۱۵۴/۴۱	۱۴۶/۸۱	۱۴۶/۷۹	۱۵۳/۲۴	۱۶۳/۵۸	۱۵۵/۸۵	۱۵۹/۱۱	۱۵۵/۷۹	۱۶۹/۱۹	۱۶۵/۷۷	۳	
۹۸/۱۴	۹۴/۷۷	۹۴/۸۱	۹۸/۴۸	۹۷/۴۳	۹۷/۵۲	۹۹/۷۲	۱۰۲/۵۶	۹۷/۵۴	۹۸/۶۰	۴	
۱۰/۴۶	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۸	۱۰/۴۶	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۵۰	۱۰/۴۵	۵	
۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۹	۱۰/۵۹	۱۰/۴۶	۱۰/۷۳	۱۰/۸۴	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۶	
۱۴۵/۲۶	۱۴۷/۶۶	۱۴۷/۶۸	۱۴۱/۱۶	۱۴۲/۰۵	۱۴۷/۹۲	۱۲۳/۸۷	۱۴۴/۷۰	۱۲۸/۳۹	۱۴۰/۶۶	۷	
۵۴/۱۰	۶۱/۰۳	۶۱/۱۳	۶۰/۷۰	۵۹/۰۷	۶۱/۶۴	۶۲/۷۲	۵۳/۶۴	۶۱/۶۶	۶۵/۲۳	۸	
۱۰/۴۶	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۸	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۶	۱۰/۶۸	۱۰/۴۵	۱۰/۴۸	۹	
۱۳۲/۷۵	۱۳۷/۱۴	۱۳۷/۱۶	۱۴۴/۳۹	۱۳۷/۲۱	۱۳۱/۴۶	۱۳۹/۸۳	۱۴۰/۰۴	۱۳۴/۸۱	۱۳۷/۴۱	۱۰	
۲۴۸۹/۹۷۵	۲۴۹۰/۲۶۱	۲۴۹۰/۰۵۴۲	۲۴۹۱/۰۲۳	۲۴۹۱/۲۱۸	۲۴۹۱/۹۸۳	۲۴۹۲/۷۶۴	۲۴۹۳/۷۷۴	۲۴۹۴/۳۹۸	۲۴۹۷/۱۴۶	وزن (kg)	
				۲۴۹۲/۲۰۸						وزن میانگین (kg)	
۹۵۷۶	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	۸۸۹۲	تعداد تحلیل	

جدول ۲- مقایسه نتایج الگوریتم TLBO با دیگر روش ها بر روی خرپای ۱۰ المانی

الگوریتم TLBO	[۱۴] SSA	[۱۳] HPSO	[۱۳] PSOPC	[۱۳] PSO	[۱۲] ACO	[۱۱] ABC	[۱۰] GA	شماره عضو	سطح مقطع (cm <sup>2</sup> )
۲۱۵/۰۲	۲۱۶/۱۳	۱۹۳/۵۵	۱۹۳/۵۵	۱۹۳/۵۵	۲۱۶/۱۳	۲۱۶/۱۳	۱۷۰/۹۷	۱	
۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۱/۶۱	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۲	
۱۵۴/۴۱	۱۴۷/۷۴	۱۴۷/۷۴	۱۷۰/۹۷	۱۹۳/۵۵	۱۴۷/۷۴	۱۴۷/۷۴	۱۰۳/۲۳	۳	
۹۸/۱۴	۹۱/۶۱	۸۷/۱۰	۸۷/۱۰	۸۷/۱۰	۹۱/۶۱	۹۱/۶۱	۹۱/۶۱	۴	
۱۰/۴۶	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۱/۶۱	۵	
۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۱/۶۱	۱۱/۶۱	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۶	
۱۴۵/۲۶	۱۴۷/۷۴	۱۷۰/۹۷	۱۲۱/۲۹	۱۱۹/۸۷	۱۴۷/۷۴	۱۴۷/۷۴	۱۰۳/۲۳	۷	
۵۴/۱۰	۵۱/۴۲	۵۱/۴۲	۷۴/۱۹	۷۴/۱۹	۵۱/۴۲	۵۱/۴۲	۳۳/۰۳	۸	
۱۰/۴۶	۱۰/۴۵	۱۱/۶۱	۱۱/۶۱	۱۱/۶۱	۱۰/۴۵	۱۰/۴۵	۱۵/۳۵	۹	
۱۳۲/۷۵	۱۴۱/۹۴	۱۴۱/۹۴	۱۴۱/۹۴	۱۴۱/۹۴	۱۴۱/۹۴	۱۴۱/۹۴	۱۲۱/۳۹	۱۰	
۲۴۸۹/۹۷۵	۲۴۹۰/۰۵۸	۲۵۰۹/۲۶۴	۲۵۳۷/۱۴۲	۲۵۳۱/۸۴۴	۲۴۹۰/۰۵۸	۲۴۹۰/۰۵۸	۱۹۸۵/۰۱۱	وزن (kg)	
۹۵۷۶	۵۰۰۰	۵۰۰۰	۵۰۰۰	۵۰۰۰	۱۰۰۰	۲۵۸۰۰	۴۰۰۰	تعداد تحلیل	

برابر  $\text{kg/cm}^2$   $\pm ۱۲۷۴/۲۱$  است، وزن مخصوص مصالح خرپا برابر  $\text{kg/cm}^3$   $۷/۸$  و مدول الاستیستیته مصالح  $\text{kg/cm}^3$   $۲۰۲۸۷۳۶$  است.

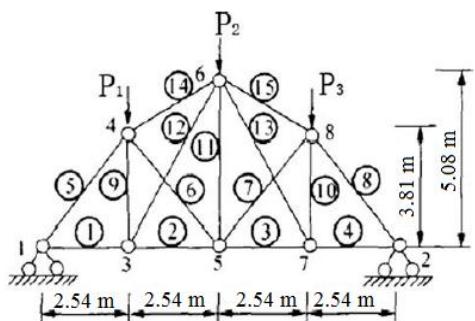
خرپای شکل (۵) دارای ۱۵ عضو بدون گروه بندی المانی و مشخصات هندسی ارائه شده در شکل است. جزئیات بارگذاری نیروهای واردہ بر سازه در جدول (۳) ارائه شده است. ترکیب بارگذاری حالت اول در این مسئله بررسی شده است. محدودیت جابجایی قائم و افقی  $\text{cm} \pm ۱$  و محدودیت حد تنش



شده و در جدول (۵) با نتایج بهینه سازی حاصل از بررسی انجام شده بر روی این سازه توسط دیگر پژوهشگران با روش‌های مختلف مقایسه شده است. نتایج حاصل از بررسی سازه فوق در جدول (۵) و نمودار شکل (۶) قابل مشاهده است.

جدول ۳- ترکیب بار گذاری واردہ به خرپای ۱۵ المانی فضایی

محور z	محور y	محور x	شماره گره	حالت بار گذاری
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۱	حالات اول
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۲	
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۳	
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۱	حالات دوم
۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۲	
۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۳	
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۱	حالات سوم
۰/۰۰۰	۳/۵۶۸	۰/۰۰۰	۲	
۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۳	



شکل ۵- خripayi ۱۵ malani sefahai

محدودیت سطح مقطع (متغیرهای طراحی) مجرا برابر  $3/09$ ,  $2/97$ ,  $2/66$ ,  $1/86$ ,  $1/46$ ,  $1/43$ ,  $1/13$ ,  $4/98$ ,  $7/37$ ,  $3/38$ ,  $3/34$ ,  $8/08$ ,  $7/91$  ( $\text{cm}^2$ ) بر این سازه اعمال شده است. سازه حاضر تحت ۳۰ تکرار الگوریتم مورد تحلیل قرار گرفته است. ۱۰ دسته از نتایج حاصل از بررسی‌های عددی بهینه سازی انجام شده با استفاده از الگوریتم TLBO گرد آوری شده و در جدول (۴) ارائه شده است. از بین ۱۰ دسته پاسخ ارائه شده در جدول (۴) بهترین پاسخ انتخاب

جدول ۴- نتایج ۱۰ مورد از بهینه سازی‌های انجام شده بر روی خripayi ۱۵ malani

سطح مقطع ( $\text{cm}^2$ )										شماره عضو
بررسی ۱۰	بررسی ۹	بررسی ۸	بررسی ۷	بررسی ۶	بررسی ۵	بررسی ۴	بررسی ۳	بررسی ۲	بررسی ۱	بررسی
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۲/۷۲	۷/۴۲	۱
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۵	۱/۱۳	۲/۱۰	۲/۰۹	۱/۱۳	۲/۲۹	۳/۲۲	۲/۲۲	۲
۱/۱۴	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۰۵	۱/۱۴	۱/۱۵	۳/۱۲	۲/۳۲	۵/۱۷	۳
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۳/۴۲	۱/۱۴	۱/۵۸	۲/۱۴	۲/۹۴	۱/۸۸	۴
۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۱/۸۴	۱/۱۸	۵
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۷۰	۱/۱۶	۲/۸۶	۱/۳۷	۱/۳۰	۲/۷۵	۶
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۴	۱/۱۳	۲/۹۴	۱/۱۳	۱/۲۵	۲/۵۳	۳/۹۶	۷
۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۲/۷۹	۱/۴۳	۸
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۴	۳/۹۵	۱/۱۷	۱/۹۸	۱/۴۶	۹
۱/۱۳	۱/۹۱	۱/۶۱	۲/۸۱	۱/۳۸	۲/۰۰	۱/۱۸	۱/۷۹	۱/۸۸	۳/۰۲	۱۰
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۲۱	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۲۳	۱/۱۳	۲/۰۶	۷/۱۶	۱/۲۶	۱۱
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۲۹	۱/۲۴	۱/۱۴	۱/۱۵	۱/۳۶	۱/۱۴	۳/۹۶	۵/۵۸	۱۲
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۶۲	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۳۸	۱/۱۳	۱/۱۴	۳/۹۹	۳/۰۷	۱۳
۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۲/۸۳	۲/۶۷	۱۴
۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۱/۷۶	۰/۲۴	۱۵
۱۰۸/۰۹۴	۱۱۰/۳۸۰	۱۱۲/۶۲۵	۱۱۳/۵۷۷	۱۱۹/۴۶۵	۱۲۱/۴۶۸	۱۲۴/۸۵۰	۱۲۶/۹۳۵	۱۴۴/۳۷۱	۱۴۵/۸۱۴	وزن (kg)
۱۲۲/۷۵۸										وزن میانگین (kg)
۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	۲۰۵۴	تعداد تحلیل

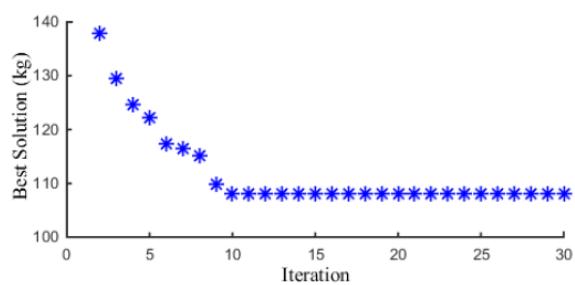
جدول ۵- مقایسه نتایج الگوریتم TLBO با دیگر روش‌ها بر روی خرپای ۱۵ المانی

الگوریتم TLBO	[۱۷] WOA	[۱۶] MBA	[۱۴] HPSO	[۱۳] PSOPC	[۱۳] PSO	[۱۵] IHGA	شماره عضو
سطح مقطع (cm <sup>2</sup> )							
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۸۶	۳/۰۹	۱
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۷۵	۲
۱/۱۴	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۴۳	۳/۳۸	۳
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۴۳	۴
۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۵
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۴۳	۱/۸۶	۶
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۲/۶۶	۷
۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۷/۳۷	۵/۰۸	۸
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۴۳	۹
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۵/۰۸	۱۰
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۲/۷۹	۱۱
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۷۵	۱۲
۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۱۳	۱/۸۶	۱/۱۳	۲/۹۷	۱۳
۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۲/۳۶	۱۴
۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۳/۳۴	۲/۶۶	
۱۰۸/۰۹۴	۱۰۵/۷۳۵	۱۰۵/۷۳۵	۱۰۵/۷۳۵	۱۰۸/۹۶۰	۱۰۸/۸۴۰	۱۴۲/۱۱۷	وزن (kg)
۲۰۵۴	۴۰۰۰	۳۳۰۰	۲۵۰۵۰	۲۵۰۵۰	۲۵۰۵۰	۴۰۰۰	تعداد تحلیل

می‌دهد. از سویی الگوریتم TLBO نسبت به میانگین وزن‌های بهینه محاسبه شده توسط روش‌های موجود در این بخش، با ۴/۲۱۷٪ وزن بهینه کمتر عملکرد خود را با ۸۹/۹۳۵٪ تحلیل کمتر نشان می‌دهد.

۳-۴- خرپای بیست و دو المانی فضایی سومین مورد بر تحلیل خرپایی فضایی شکل (۷) تمرکز دارد. خرپای فوق توسط پژوهشگران بسیاری با استفاده از روش‌های دیگر از قبیل، روش‌های ریاضی [۱۸] و [۱۹]، روش جستجوی هارمونی [۲۰]، الگوریتم‌های تجمع ذرات و تجمع ذرات با اعضای کاهنده و تجمع ذرات ابتکاری [۲۱]، مورد بررسی و بهینه سازی قرار گرفته است.

خرپایی فضایی شکل (۷) دارای ۲۲ عضو با ترکیب بار گذاری خلاصه شده در جدول (۶) است که مشخصات هندسی سازه در شکل (۷) ارائه شده است. بر اساس جدول (۷) هفت گروه المانی برای این خرپا در نظر گرفته شده است. محدودیت جابجایی در جهات x, y و z برابر  $\pm 0.8 \text{ cm}$  و محدودیت حد



شکل ۶- نمودار بهترین پاسخ در هر تکرار (خرپای پانزده المانی)

بررسی جدول (۵) و نمودار شکل (۶) نشان می‌دهد که الگوریتم در تکرار ۱۰ پس از ۲۰۵۴ تحلیل سازه ای عدد بهینه ۱۰۸/۰۹۴ kg را برای وزن این سازه ارائه می‌کند. مقاطع بهینه ارائه شده توسط الگوریتم TLBO در بازه بسیار نزدیکی از مقاطع پیشنهادی بهینه توسط دیگر روش‌های حاضر در این بخش است. الگوریتم TLBO با ۲/۱۸۲٪ وزن بهینه کمتر کارایی خود را به ترتیب با درصد تحلیل کمتر معادل ۳۷/۷۵۷٪ و ۴۸/۶۵٪ نسبت به روش‌های MBA [۱۶] و WOA [۱۷] نشان



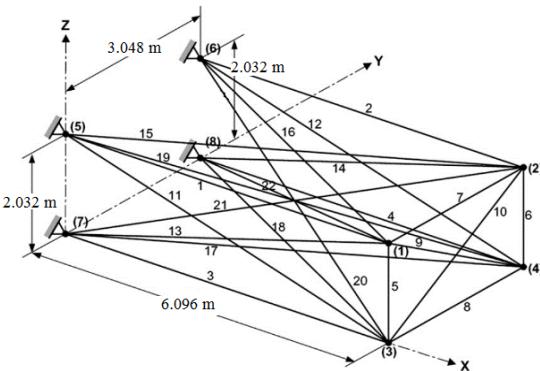
محدودیت سطح مقطع عرضی بین  $cm^2$  ۰/۶۴۵ تا  $193/548 cm^2$  برای هر گروه المانی اعمال شده است. سازه حاضر تحت ۴۰ تکرار الگوریتم مورد بررسی قرار گرفته است. ۱۰ دسته از نتایج حاصل از بررسی‌های عددی بهینه سازی با استفاده از الگوریتم گرد آوری شده و در جدول (۸) ارائه شده است. از بین ۱۰ دسته پاسخ ارائه شده در جدول (۸) بهترین پاسخ انتخاب شده و در جدول (۹) با نتایج بهینه سازی حاصل از بررسی انجام شده توسط دیگر پژوهشگران با روش‌های مختلف بر روی این سازه مقایسه شده است. نتایج حاصل از بررسی سازه حاضر در جدول (۹) و نمودار شکل (۸) قابل مشاهده است.

نمودار شکل (۸) نشان می‌دهد که از تکرار ۱۱ به بعد نتایج همگرا می‌شود، لذا الگوریتم TLBO در تکرار ۱۱ پس از  $2280$  تحلیل سازه‌ای مقدار بهینه وزن برابر  $kg\ 444/006$  را برای خرپای حاضر ارائه می‌کند. در مقایسه با روش‌های PSOPC و HPSO [۲۱]، الگوریتم TLBO به ترتیب با  $٪/۰/۱۰۹$  و  $٪/۰/۱۰۸$  وزن بهینه بیشتر ولی با  $٪/۰/۸۹۸$  و  $٪/۰/۵۸۸$  تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر به پاسخ بهینه رسیده است. از جهتی در مقایسه با میانگین مقادیر محاسباتی حاصل از روش HS [۲۰] و روش‌های PSOPC و PSO [۲۱] الگوریتم TLBO با  $٪/۰/۹۶$  وزن بهینه پایین تر و همچنین  $٪/۰/۱۵۶$  تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر کارایی خود را نشان می‌دهد.

#### ۴-۴- خرپای بیست و پنج المانی

چهارمین مورد بر تحلیل خرپای فضایی شکل (۹) تمرکز دارد. این سازه نیز توسط پژوهشگران بسیاری با روش‌های بهینه سازی دیگر از جمله، الگوریتم ژنتیک [۱۰]، الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم‌های ابتکاری تجمع ذرات [۱۳]، الگوریتم جستجوی هماهنگ ابتکاری<sup>۱</sup> [۲۲]، الگوریتم زبور عسل [۲۳]، ترکیب الگوریتم تجمع ذرات و الگوریتم تجمع پرستو [۴]، مورد بررسی قرار گرفته و بهینه شده است.

تنش برابر  $kg/cm^2 \pm 2531/05$  بر سازه اعمال است، وزن مخصوص مصالح خرپا برابر  $2/768 \times 10^{-3} kg/cm^3$  بوده و مدول الاستیسیته مصالح  $kg/cm^2 703070$  است.



شکل ۷- خرپای ۲۲ المانی فضایی

جدول ۶- ترکیب بارگذاری واردہ به خرپای ۲۲ المانی فضایی

حالات بارگذاری	شماره گروه	محور x	محور y	محور z
حالات اول	۱	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰	-۲/۲۶۸
	۲	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰	-۲/۲۶۸
	۳	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰	-۱۳/۶۰۸
	۴	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰	-۱۳/۶۰۸
حالات دوم	۱	-۹/۰۷۲	-۲/۲۶۸	۰/۰۰۰
	۲	-۹/۰۷۲	-۲/۲۶۸	۰/۰۰۰
	۳	-۹/۰۷۲	-۲/۲۶۸	۰/۰۰۰
	۴	-۹/۰۷۲	-۲/۲۶۸	۰/۰۰۰
حالات سوم	۱	-۹/۰۷۲	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰
	۲	-۹/۰۷۲	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰
	۳	-۹/۰۷۲	-۹/۰۷۲	۰/۰۰۰
	۴	-۹/۰۷۲	-۹/۰۷۲	۱۵/۸۷۶

جدول ۷- گروه بندی المانی خرپای ۲۲ المانی فضایی

شماره المانی	شماره گروه المانی	شماره المانی	شماره گروه المانی
۱۲،۱۱ ۱۴،۱۳	۵	۱۰۲	۱
		۳،۴	
۱۶،۱۵ ۱۸،۱۷	۶	۶.۵	۲
۲۰،۱۹ ۲۲،۲۱	۷	۸.۷	۳
		۱۰.۹	۴

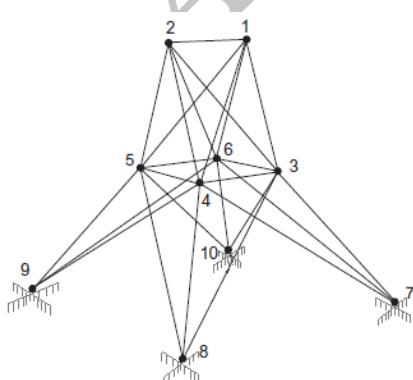
<sup>۱</sup> Harmony Search Heuristic Algorithm (HSHA)

جدول ۸- نتایج ۱۰ مورد از بهینه سازی های انجام شده بر روی خرپای ۲۲ المانی فضایی

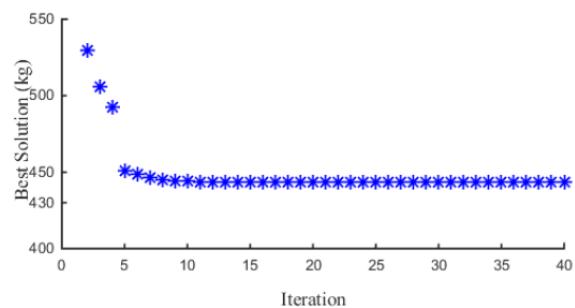
سطح مقطع ( $\text{cm}^2$ )											شماره عضو	گروه المانی
بررسی ۱۰	بررسی ۹	بررسی ۸	بررسی ۷	بررسی ۶	بررسی ۵	بررسی ۴	بررسی ۳	بررسی ۲	بررسی ۱			
۲۳/۴۵	۲۳/۹۷	۲۴/۷۴	۲۳/۴۵	۲۴/۷۹	۲۵/۴۲	۲۴/۷۲	۲۲/۵۹	۲۴/۵۰	۲۴/۵۸	۱-۴	۱	
۲/۹۷	۳/۱۸	۰/۷۴	۳/۲۸	۱/۳۰	۰/۶۵	۱/۵۲	۳/۹۱	۳/۱۲	۱/۷۷	۵-۶	۲	
۱/۴۱	۱/۲۸	۰/۷۴	۱/۷۹	۰/۶۵	۰/۶۵	۱/۳۵	۳/۳۵	۲/۳۵	۰/۹۰	۷-۸	۳	
۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۹۰	۱/۵۴	۱/۲۸	۰/۶۵	۹-۱۰	۴	
۲۵/۱۳	۲۵/۵۰	۲۵/۹۴	۲۵/۷۴	۲۷/۷۸	۲۵/۹۸	۲۶/۰۱	۲۵/۷۷	۲۵/۷۶	۲۶/۶۳	۱۱-۱۴	۵	
۱۷/۰۶	۱۷/۴۱	۱۵/۲۴	۱۵/۲۴	۱۷/۶۸	۱۷/۸۹	۱۷/۲۴	۱۵/۸۳	۱۴/۸۶	۱۷/۰۴	۱۰-۱۸	۶	
۷/۷۸	۳/۹۷	۹/۷۷	۵/۲۳	۹/۵۲	۵/۷۲	۲/۱۰	۹/۹۴	۵/۱۹	۸/۷۹	۱۹-۲۲	۷	
۴۴۴/۰۰۶	۴۴۴/۳۷۴	۴۴۴/۴۶۸	۴۴۶/۰۳۹	۴۴۶/۶۸۹	۴۴۷/۸۸۰	۴۴۸/۸۰۹	۴۰۱/۴۶۹	۴۰۱/۷۷۹	۴۵۷/۶۵۱	وزن (kg)		
۴۴۸/۳۵۶											وزن میانگین (kg)	
۲۲۸۰	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	۲۰۵۲	تعداد تحلیل		

جدول ۹- مقایسه نتایج الگوریتم TLBO با دیگر روش ها بر روی خرپای ۲۲ المانی فضایی

الگوریتم TLBO	[۲۱] HPSO	[۲۱] PSOPC	[۲۱] PSO	[۲۰] HS	[۱۹] روش های ریاضی	[۱۸] روش های ریاضی	شماره عضو	گروه المانی
۲۳/۴۵	۲۰/۳۷	۱۹/۶۲	۱۰/۶۹	۱۶/۷۰	۱۶/۵۴	۱۶/۹۶	۱-۴	۱
۲/۹۷	۸/۱۹	۷/۶۸	۴/۶۲	۷/۹۹	۱۰/۰۲	۷/۵۰	۵-۶	۲
۱/۴۱	۷/۳۲	۷/۳۵	۰/۹۳	۲/۳۴	۱/۸۱	۲/۲۱	۷-۸	۳
۰/۶۵	۰/۶۵	۰/۶۸	۱/۱۳	۲/۷۲	۳/۳۰	۲/۷۳	۹-۱۰	۴
۲۵/۱۳	۲۱/۱۶	۲۲/۱۳	۲۹/۵۲	۱۸/۲۴	۱۶/۹۴	۱۷/۹۵	۱۱-۱۴	۵
۱۷/۰۶	۹/۰۵	۹/۹۵	۲۰/۸۰	۱۳/۲۶	۱۳/۷۵	۱۴/۰۲	۱۰-۱۸	۶
۷/۷۸	۸/۳۹	۷/۳۴	۲/۹۰	۱۳/۱۹	۱۴/۲۸	۱۲/۵۹	۱۹-۲۲	۷
۴۴۴/۰۰۶	۴۴۳/۵۲۷	۴۴۳/۵۲۳	۵۱۱/۴۷۹	۴۶۳/۶۷۶	۴۶۹/۳۵۰	۴۶۴/۸۴۱	وزن (kg)	
۲۲۸۰	۲۵۰۰	۲۵۰۰	۵۰۰۰	۱۵۰۰	---	---	تعداد تحلیل	



شکل ۹- خرپای ۲۵ المانی فضایی



شکل ۸- نمودار بهترین پاسخ در هر تکرار (خرپای بیست و دو المانی)



سازه مقایسه شده است. جهت بررسی کارایی الگوریتم جدول (۱۳) و نمودار شکل (۱۰) ارائه شده است.

جدول ۱۰- مشخصات هندسی خربای ۲۵ المانی فضایی

مشخصات گرهی گرهها (m)			شماره گروه
محور z	محور y	محور x	
۵/۰۸	۰/۰۰	-۰/۹۵۳	۱
۵/۰۸	۰/۰۰	۰/۹۵۳	۲
۲/۵۴	۰/۹۵۳	-۰/۹۵۳	۳
۲/۵۴	۰/۹۵۳	۰/۹۵۳	۴
۲/۵۴	-۰/۹۵۳	۰/۹۵۳	۵
۲/۵۴	-۰/۹۵۳	-۰/۹۵۳	۶
۰/۰۰	۲/۵۴	-۲/۵۴	۷
۰/۰۰	۲/۵۴	۲/۵۴	۸
۰/۰۰	-۲/۵۴	۲/۵۴	۹
۰/۰۰	-۲/۵۴	-۲/۵۴	۱۰

خرپای فضایی شکل (۹) دارای ۲۵ عضو با مشخصات هندسی سازه خلاصه شده در جدول (۱۰) است که گروه بندی المانی ton سازه در جدول (۱۱) ارائه شده است. به گره ۱ نیروی ۴/۴۵۴ در جهت مثبت محور x و نیروهای ton ۰/۲۲۷ در جهات y و z به گرههای ۱ و ۲ و نیروهای ton ۰/۲۷۲ در جهت محور x به ترتیب به گرههای ۳ و ۶ این خربا وارد می‌شوند. محدودیت جابجایی در جهات x y و z برابر cm  $\pm 0/889$  و محدودیت حد تنش برابر kg/cm<sup>2</sup>  $\pm 2812/278$  در نظر گرفته شده است، وزن مخصوص مصالح خربا برابر  $2/768 \times 10^{-3}$  kg/cm<sup>3</sup> بوده و مدول الاستیک مصالح  $703070$  kg/cm<sup>2</sup> است. محدودیت سطح مقطع عرضی بین  $0/06$  cm<sup>2</sup> تا  $38/71$  cm<sup>2</sup> برای هر گروه المانی اعمال شده است. سازه حاضر تحت ۴۰ تکرار الگوریتم TLBO مورد بررسی قرار گرفت. برای این سازه ۱۰ دسته از نتایج حاصل از بررسی‌های عددی بهینه سازی گردآوری شده و در جدول (۱۲) ارائه شده است. از بین ۱۰ دسته پاسخ ارائه شده در جدول (۱۲) بهترین پاسخ انتخاب شده و در جدول (۱۳) با نتایج بهینه سازی حاصل از بررسی انجام شده با روش‌های مختلف بر روی این

جدول ۱۱- گروه بندی المانی خربای ۲۵ المانی فضایی

(شماره المان: گره ابتدایی، گره انتهایی)	شماره گروه المانی	(شماره المان: گره ابتدایی، گره انتهایی)	شماره گروه المانی
(۵، ۶:۱۲) (۴، ۳:۱۲)	۵	(۲، ۱:۱)	۱
(۸، ۵:۱۷) (۷، ۶:۱۵) (۱۰، ۳:۱۴)	۶	(۶، ۲:۵) (۵، ۱:۴) (۴، ۱:۲)	۲
(۹، ۶:۲۱) (۸، ۳:۱۹) (۷، ۴:۱۸)	۷	(۶، ۱:۹) (۴، ۲:۶) (۳، ۱:۸)	۳
(۹، ۵:۲۵) (۷، ۳:۲۳) (۱۰، ۶:۲۲)	۸	(۴، ۵:۱۰) (۳، ۶:۱)	۴

جدول ۱۲- نتایج ۱۰ مورد از بهینه سازی‌های انجام شده بر روی خربای ۲۵ المانی فضایی

بررسی ۱۰	سطح مقطع (cm <sup>2</sup> )										شماره عضو	گروه المانی
	بررسی ۹	بررسی ۸	بررسی ۷	بررسی ۶	بررسی ۵	بررسی ۴	بررسی ۳	بررسی ۲	بررسی ۱			
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۱۲	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۱	۱	
۱۲/۸۸	۱۲/۸۵	۱۱/۹۶	۱۲/۸۵	۱۲/۳۳	۱۲/۰۶	۱۲/۴۸	۱۲/۸۶	۱۳/۱۹	۱۳/۰۱	۲-۵	۲	
۱۹/۲۹	۱۹/۳۱	۲۰/۰۸	۱۹/۴۶	۱۹/۳۷	۱۱/۸۶	۱۹/۰۳	۱۹/۳۵	۱۹/۳۶	۱۹/۳۵	۶-۹	۳	
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۱۲	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۱۰-۱۱	۴	
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۱۲	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۱۲-۱۳	۵	
۴/۴۳	۴/۴۳	۴/۳۶	۴/۳۶	۴/۴۶	۵/۱۶	۴/۴۱	۴/۳۸	۴/۳۶	۴/۵۲	۱۴-۱۷	۶	
۱۰/۸۳	۱۰/۸۳	۱۱/۳۳	۱۱/۳۲	۱۱/۷۵	۹/۲۲	۱۱/۶۴	۱۱/۵۸	۱۱/۵۸	۱۱/۶۷	۱۸-۲۱	۷	
۱۷/۱۱	۱۷/۱۳	۱۷/۵۸	۱۷/۶۱	۱۷/۷۰	۲۲/۰۵	۱۸/۰۲	۱۸/۲۱	۱۸/۱۶	۱۸/۱۶	۲۲-۲۵	۸	
۲۴۷/۳۳۵	۲۴۷/۳۷۲	۲۵۰/۳۰۲	۲۵۱/۷۳۷	۲۵۲/۶۰۶	۲۵۲/۹۱۱	۲۵۴/۱۱۰	۲۵۵/۱۷۷	۲۵۶/۷۰۸۵	۲۵۶/۷۰۶	وزن (kg)		
۲۵۲/۴۳۴										وزن میانگین (kg)		
۴۵۶۰	۴۵۶۰	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	۴۳۳۲	تعداد تحلیل		

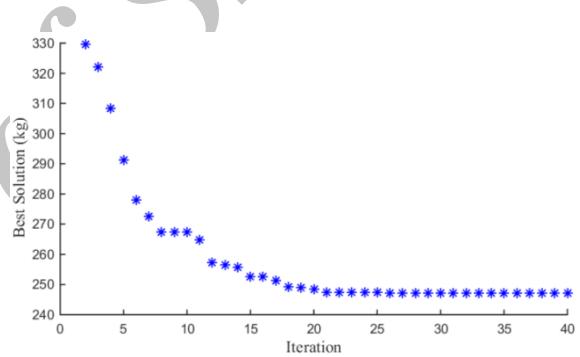


جدول ۱۳- مقایسه نتایج الگوریتم TLBO با دیگر روش‌ها بر روی خرپای ۲۵ المانی فضایی

الگوریتم TLBO	[۴] ترکیب SSO و PSO	[۲۳] ABC	[۱۳] HPSO	[۱۳] PSOPC	[۱۳] PSO	[۲۲] HSHA	[۱۰] GA	شماره عضو	گروه المانی
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۷	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۲/۵۸	۱	۱
۱۲/۸۸	۱۲/۸۴	۱۲/۷۷	۱۲/۹۰	۱۲/۹۰	۱۲/۹۰	۱۲/۹۰	۱۲/۹۰	۲-۵	۲
۱۹/۲۹	۱۹/۲۸	۱۹/۳۷	۲۲/۲۳	۲۲/۲۳	۲۳/۲۳	۲۳/۲۳	۲۳/۲۳	۶-۹	۳
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۱۰-۱۱	۴
۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۲/۵۸	۰/۰۶	۰/۰۶	۱۲-۱۳	۵
۴/۴۳	۴/۴۰	۴/۴۵	۵/۱۶	۵/۱۶	۵/۱۶	۵/۱۶	۵/۱۶	۱۴-۱۷	۶
۱۰/۸۳	۱۰/۸۲	۱۰/۸۳	۱۰/۳۲	۱۰/۳۲	۱۰/۳۲	۱۰/۳۲	۱۰/۳۲	۱۲/۹۰	۱۸-۲۱
۱۷/۱۱	۱۷/۲۰	۱۷/۱۱	۱۵/۴۸	۱۵/۴۸	۱۵/۴۸	۱۵/۴۸	۱۵/۴۸	۲۲-۲۵	۸
۲۴۷/۳۳۵	۲۴۷/۲۸۲	۲۴۷/۲۹۴	۲۵۴/۲۷۹	۲۵۴/۲۷۹	۲۵۴/۲۷۹	۲۵۴/۲۷۹	۲۶۸/۷۵۳	وزن (kg)	
۴۵۶۰	۱۳۳۲۶	۵۰۰۰۰	۲۵۰۰۰	۲۵۰۰۰	۲۵۰۰۰	۲۷۳۴۳ و ۷۱۳۰	۴۰۰۰۰	تعداد تحلیل	

## ۵- نتیجه گیری

در این پژوهش با استفاده از نسخه‌ای از الگوریتم TLBO مبنی بر الگوریتم TLBO اصلاح شده، بر اساس روش پیشنهادی توسط Rao [۸]، بهینه سازی وزن سازه‌های فولادی انجام شد. سازه‌های مورد بررسی شامل چهار خرپای فولادی دارای ۱۰ تا ۲۵ المان بود که دو مورد از آنها خرپای صفحه‌ای و دو مورد دیگر خرپای فضایی بود. نتایج بررسی حاصل از الگوریتم TLBO با دیگر روش‌های بهینه سازی خرپای فولادی در این پژوهش مقایسه شد. با توجه به بررسی انجام شده الگوریتم TLBO نسبت به روش‌های SSA [۱۴] و GA [۱۰] به ترتیب با ۰/۰۲۳٪ وزن کمتر و ۲۰/۲۷۹٪ وزن بیشتر، با ۸۰/۸۴۸٪ و ۷۶/۰۶٪ تعداد تحلیل کمتر و با ۲/۲۶۵٪ وزن بهینه کمتر و ۷۵/۶۹۵٪ تعداد تحلیل کمتر نسبت به میانگین مقادیر محاسباتی حاصل از دیگر روش‌های بهینه سازی خرپای ۱۰ المانی را بهینه می‌کند. همچنین خرپای ۱۵ المانی را نسبت به روش‌های WOA [۱۶] و WOA [۱۷] با ۲/۱۸۲٪ وزن بهینه کمتر، به ترتیب با ۳۷/۷۵۷٪ و ۴۸/۶۵٪ تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر بهینه می‌کند. از طرفی الگوریتم TLBO نسبت به روش‌های PSOPC و HPSO [۲۱] به ترتیب با ۰/۰۱۹٪ و ۰/۰۱۸٪ وزن بهینه بیشتر اما با ۹۰/۸۹۸٪ و ۱۰/۵۸۸٪ تعداد تحلیل کمتر و همچنین با ۰/۲۹۶٪ وزن کمتر و ۰/۰۱۵۶٪ تعداد تحلیل کمتر نسبت به میانگین



شکل ۱۰- نمودار بهترین پاسخ در هر تکرار (خرپای بیست و پنج المانی)

از جدول (۱۳) و نمودار شکل (۱۰) قابل مشاهده است که الگوریتم در تکرار ۲۱ پس از ۴۵۶۰ تحلیل سازه‌ای، وزن بهینه [۲۳] ABC را محاسبه می‌کند. در مقایسه با روش SSO [۴] به ترتیب با روش ترکیب روش‌های PSO و SSO [۴] به ترتیب با ۹۰/۰۲۱٪ و ۰/۰۲۱٪ وزن بهینه بیشتر و همچنین با ۹۰/۸۸۰٪ و ۰/۰۱۶٪ تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر پاسخ بهینه را محاسبه می‌کند. از سویی با مقایسه نتایج الگوریتم حاضر با مقادیر میانگین حاصل از نتایج روش‌های موجود در مسئله حاضر مشخص می‌گردد که الگوریتم TLBO با ۲/۷۵۷٪ وزن بهینه کمتر و ۹۴/۷۶۳٪ تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر به پاسخ بهینه می‌رسد که نشانگر کارایی خوب این الگوریتم است.



- AFFDL, Proceedings of 3<sup>rd</sup> Conference on Matrix Methods in Structural Analysis.
- [6] Hirschberg, O.H., (1967), "Analysis of the Future: the Delphi Method", Rand Corp, Santa Monica, Calif, pp. 3558-3560
  - [7] Erol, O.K. and Eksin, I. (2006), "A New Optimization Method: Big Bang-Big Crunch", Journal of Advances in Engineering Software, Vol. 37, pp. 106-111.
  - [8] Rao, V.R., Savsani, J.V. and Vakharia, P.V. (2011), "Teaching-Learning-based Optimization: a Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems", Journal of Computer-Aided Design, Vol. 43, No. 3, pp. 303-315.
  - [9] Camp, C.V. (2007), "Design of Space Trusses Using Big Bang-Big Crunch Optimization", International Journal of Structural Engineering, Vol. 133, No. 7, pp. 999-1008.
  - [10] Wu, S.J. and Chow, P.T. (1995), "Steady-State Genetic Algorithms for Discrete Optimization of Trusses", International Journal of Computer and Structures, Vol. 56, No. 6, pp. 979-991.
  - [11] Sonmez, M. (2011), "Discrete Optimum Design of Truss Structures Using Artificial Bee Colony Algorithm", Journal of Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol. 43, No. 1, pp. 85-97.
  - [12] Camp, C.V. and Bichon, B.J. (2004), "Design of Space Trusses Using Ant Colony Optimization", International Journal of Structural Engineering, Vol. 130, No. 5, pp. 741-751.
  - [13] Li, L. J., Huang, Z. B. and Liu, F. (2009), "A Heuristic Particle Swarm Optimization Method for Truss Structures with Discrete Variables", International Journal of Computer and Structures, Vol. 87, No. 7-8, pp. 435-443.
  - [14] Li, H.S. and Ma, Y.Z. (2015), "Discrete Optimum Design for Truss Structures by Subset Simulation Algorithm", Journal of Aerospace Engineering, Vol. 28, No. 4, pp. 1414-1425.
  - [15] Zhang, Y.N., Liu, J.P., Liu, B., Zhu, C.Y. and Li, Y. (2003), "Application of Improved Hybrid Genetic Algorithm to Optimize", Journal of South China University Technology, Vol. 33, No. 3, pp. 69-72.
  - [16] Sadollah, A., Bahreininejad, A., Eskandar, H. and Hamdi, M. (2012), "Mine Blast Algorithm for Optimization of Truss Structures with Discrete Variables", International Journal of Computer and Structures, Vols. 102-103, pp. 49-61.
  - [17] Mirjalili, S.A. and Lewis, A. (2016), "The Whale Optimization Algorithm", Journal of Advances in Engineering Software, Vol. 95, pp. 51-67.
  - [18] Sheu, C. and Schmit, J.L. (1972), "Minimum weight Design of Elastic Redundant Trusses under Multiple Static Load Conditions", AIAA Journal, Vol. 10, No. 2, pp. 155-162.
  - [19] Khan, M., Willmert, K. and Thornton, W. (1979), "An Optimality Criterion Method for Large-Scale Structures", AIAA Journal, Vol. 17, No. 7, pp. 753-761.
  - [20] Lee, K.S. and Geem, Z.W. (2004), "A New Structural Optimization Method Based on the Harmony Search Algorithm", International Journal of Computer and Structures, Vol. 82, No. 9-10, pp. 781-798.
  - [21] Li, L.J., Huang, Z.B., Liu, F. and Wu, Q.H. (2007), "A Heuristic Particle Swarm Optimizer for Optimization of Pin Connected Structures", International Journal of Computer and Structures, Vol. 85, No. 7-8, pp. 340-349.
  - [22] Lee, K.S., Geem, Z.W., Lee, S.H. and Bae, K.W. (2005), "The Harmony Search Heuristic Algorithm for Discrete Structural Optimization", Journal of Engineering Optimization, Vol. 37, No. 7, pp. 663-684.
  - [23] Sonmez, M. (2011), "Artificial Bee Colony Algorithm for Optimization of Truss Structures", Journal of Applied Soft Computing, Vol. 11, No. 2, pp. 2406-2418.

مقادیر محاسباتی حاصل از دیگر روش‌های بهینه سازی بررسی شده، خرپای ۲۲ المانی را بهینه می‌کند. و همانطور که از نتایج قابل مشاهده است الگوریتم TLBO خرپای ۲۵ المانی را نسبت به روش ABC [۲۳] و نسبت به روش ترکیب روش‌های PSO و SSO [۴]، به ترتیب با ۰٪/۰۰۲۱ و ۰٪/۰۰۱۶ و وزن بهینه کمتر و همچنین به ترتیب با ۷۸٪/۰٪ و ۸۸٪/۰٪ تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر، بهینه می‌کند. همچنین الگوریتم TLBO نسبت به میانگین مقادیر محاسباتی روش‌های بهینه سازی ارائه شده توسط دیگر پژوهشگران جهت بهینه سازی خرپای ۲۵ المانی، با ۷۵٪/۰٪ وزن بهینه کمتر و همچنین ۷۳٪/۹۴ تعداد تحلیل سازه‌ای کمتر خرپای مورد نظر را بهینه می‌کند. نتایج نشان داد که الگوریتم خرپای با کارایی خوبی عمل می‌کند و نسبت به سایر روش‌ها TLBO عملکرد خوبی در محاسبه وزن بهینه دارد. در بیشتر موارد این الگوریتم وزن بهینه محاسباتی بهتر (کمتر) از نتایج دیگر پژوهشگران داشته یا در برخی موارد در مقایسه با دیگر روش‌ها پاسخ بهینه با اختلاف کمی بیشتر از آنها داشت، این در حالی است که تعداد محاسبات سازه‌ای الگوریتم TLBO جهت دستیابی به بهترین پاسخ از تمامی روش‌های دیگر که در این پژوهش ذکر شده است، کمتر است. یک خواننده تیز بین درنظر دارد که به جهت آنکه الگوریتم TLBO دارای دو فاز محاسباتی است (فاز معلم و فاز دانش آموز) لذا تعداد محاسبات انجام شده در هر تکرار دو برابر دیگر الگوریتم‌های بهینه سازی است. الگوریتم حاضر به جهت پارامترهای کنترلی کم، چون بررسی میانگین داده‌ها و تعداد جمعیت و تعداد متغیر طراحی (بهینه سازی)، سرعت بالایی در محاسبه مقادیر بهینه دارد که می‌بین این ادعا، تعداد کم تکرار محاسبات سازه‌ای آن جهت محاسبه پاسخ بهینه است.

## ۶- مراجع

- [1] Adeli, H. and Kamal, O. (1986), "Efficient Optimization of Space Trusses", International Journal of Computer and Structures, Vol. 24, No. 3, pp. 501-511.
- [2] Holland, J. (1975), "Adaptation in Natural and Artificial Systems: an Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence", The University of Michigan Press, pp. 183.
- [3] Dorigo, M. (1992), "Optimization, Learning and Natural Algorithms", PhD Thesis, Dip. Electronica e Informazione Politecnico di Milano, Italy.
- [4] Kaveh, A., Bakhshpoori, T. and Afshari, E. (2014), "An Efficient Hybrid Particle Swarm and Swallow Swarm Optimization Algorithm", International Journal of Computer and Structures, Vol. 143, pp. 40-59.
- [5] Gellatly, R., Berke, L. and Gibson, W. (1971), "The Use of Optimality Criteria in Automated Structural Design", In: