



## Predicting the Most Important Geomechanical Parameter of Rock Mass Using the Harmony Search and Teaching Learning Based Optimization Algorithms

Research Article

Hadi Fattahi<sup>1</sup>, Farshad Malekmahmoudi<sup>2</sup>, Hossein Ghaedi<sup>3</sup>

DOI: [10.22067/jfcei.2022.72095.1056](https://doi.org/10.22067/jfcei.2022.72095.1056)

### 1. Introduction

The deformation modulus of a rock mass is an important parameter for the design and successful execution of rock engineering structures, because the modulus of deformation is the best representative parameter of the pre-failure mechanical behavior of the rock material and of a rock mass. For example, in designing the primary support for an underground space, the deformations of the rock mass surrounding the underground space are important and a numerical analysis of these deformations requires an estimate of the rock mass modulus of deformation. Field tests for determining this parameter directly are expensive and time consuming, and the reliability of the results is sometimes questionable. Due to the operational difficulties mentioned above, attempts have been made to develop empirical equations for the indirect estimation of the deformation modulus of rock masses. Consequently, several authors have proposed empirical equations for estimating the value of an isotropic rock mass deformation modulus based on classification schemes such as tunneling quality index (Q), rock mass rating (RMR), geological strength index (GSI) and rock quality designation (RQD).

The use of a single parameter will produce a simple predictive model. However, a single value classification system as the summed value of many parameters may be limited in terms of the establishment of a precise correlation between the deformation modulus and an RMR, GSI, or Q system. For example, an RMR system employs six parameters: the spacing of discontinuities, the uniaxial compressive strength of intact rock (UCS), the condition of discontinuities, the RQD, an adjustment for the orientation of discontinuities, and the groundwater condition. The correlation between the RMR and modulus of deformation assumes the same trend and correlations between the modulus of deformation and these six parameters. This assumption can decrease the statistical accuracy of empirical equations.

Although previous efforts are valuable, in many cases, the aforesaid empirical models are not capable of

distinguishing the sophisticated structures involved in dataset. These have been the main causes of interest for better finding out the interaction between the deformation modulus and rock classification systems and also proposing a more precise and reliable model for the prediction of deformation modulus of a rock mass. For reaching the goal, using developed methods like computational intelligence methods, which can successfully model the behavior of linear and nonlinear involved in data, is useful. These methods are feasible, quick and promising for solving engineering problems, particularly when the contact nature between independent variables and dependent variables are unknown.

### 2. Method

Although previous efforts are worthwhile, the use of these relationships in other areas has been flawed due to the complex structures in rock engineering and the uncertain nature of rock. Therefore, due to advances in data mining regarding reducing computational errors as well as modeling the linear and nonlinear behavior of data, developed methods of computational intelligence are used. These methods are fast, inexpensive and highly capable for solving engineering problems. According to some studies, as it is known due to the multivariate input parameters, complexity in geotechnical parameters, and the proximity of intelligent methods to the reality of the problem, today the use of algorithms for constructing a limit state function is a very suitable alternative to regression methods. The methods are experimental. This study proposed Harmony Search (HS) and Teaching-Learning Optimization Algorithm (TLBO) for predicting indirectly the modulus of rock mass deformation, due to the increase in accuracy, the development of intelligent methods, considering the uncertainty in input parameters, entering several input parameters in the relation, and the applicability of the relations obtained in similar case studies of intelligent algorithms. Finally, in order to validate a number of statistical indicators to evaluate the

\*Manuscript received: 24 August 2021; Revised, 16 May 2022, Accepted, 14 June 2022.

<sup>1</sup> Corresponding author. Associate Professor in Rock Mechanics Engineering, Faculty of Earth Sciences Engineering, Arak University of Technology, Iran. Email: [h.fattahi@arakut.ac.ir](mailto:h.fattahi@arakut.ac.ir).

<sup>2</sup> BSc. Student, Faculty of Earth Sciences Engineering, Arak University of Technology, Iran.

<sup>3</sup> MSc. Student, Faculty of Earth Sciences Engineering, Arak University of Technology, Iran.

obtained relationships, the results show that the obtained relationships have a very high accuracy.

### 3. Results and conclusion

Rock mass deformability modulus is used as the most important geomechanical property of rock mass in designing many rock structures such as foundations, dams or underground excavations. The presence of discontinuities in the rock mass is known as an important and influential factor in the rock mass deformation modulus. For this reason, due to the difficulties in evaluating the deformation of jointed masses on a laboratory scale, various in situ testing methods such as plate loading test and dilatometer test can be used to consider the effect of scale and joints. Although these methods are currently the best, they are expensive, time consuming, and have operational difficulties during implementation. Therefore, to overcome these problems, indirect methods such as experimental relationships and multivariate regression methods can be used. On the other hand, due to the high uncertainty in the nature of the rock and also the low accuracy of regression methods, today, intelligent methods are used to increase the accuracy and applicability of indirect methods in any study area.

The purpose of this paper was to apply the new Harmony Search (HS) algorithms and the Teaching and Learning Based Optimization (TLBO) to indirectly estimate the modulus of deformation of a rock mass with high accuracy. In these models, the rock mass rating (RMR), uniaxial compressive strength of virgin rock (UCS), depth (D) and the modulus of elasticity of intact rock ( $E_i$ ) as input parameters and the modulus of rock mass deformability ( $E_m$ ) as output parameter Used. In this paper, using the indices of square correlation coefficient ( $R^2$ ), variance inclusion (VAF), root mean square error (RMSE) and mean square error (MSE), the model created by the algorithms is evaluated and validated. The evaluation results showed that the relationship accuracy for the harmonic search algorithm using  $R^2$  and VAF methods is about 0.91-0.93 and the error percentage using the RMSE and MSE methods is between 0.000017-0.0042. Moreover, the relationship accuracy for the optimization algorithm based on teaching and learning using  $R^2$  and VAF methods were about 0.92-0.95 and error percentage using RMSE and MSE methods were between 0.00001- 0.0032.



پیش‌بینی مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی توده سنگ با استفاده از روش‌های الگوریتم جستجوی هارمونی و الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری\*

مقاله پژوهشی

DOI: 10.22067/jfeci.2022.72095.1056

حسین قانلی<sup>۳</sup>

فرشاد ملک محمودی<sup>۲</sup>

هادی فتاحی<sup>۱</sup>

**چکیده** به علت وجود مشکلات در ارزیابی تغییر شکل توده‌سنگ‌های درزه‌دار در مقیاس آزمایشگاهی، می‌توان برای در نظر گرفتن اثر مقیاس و درزه‌ها از روش‌های مختلف آزمایش برجا مانند آزمایش بارگذاری صفحه‌ای و دیلاتومتري استفاده کرد. اگر چه این روش‌ها در حال حاضر بهترین هستند، اما گران، زمان‌بر و دارای مشکلات عملیاتی در حین اجرا هستند. بنابراین در این مقاله برای غلبه بر این مشکلات، از الگوریتم‌های جدید جستجوی هارمونی (HS) و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای تخمین غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ استفاده شده‌است. در این مدل‌ها از امتیاز رده‌بندی توده سنگ (RMR)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS)، عمق (D) و مدول الاستیسیته سنگ بکر (Ei) به‌عنوان پارامترهای ورودی و از مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ (Em) به‌عنوان پارامتر خروجی استفاده شده‌است. در این مقاله، با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف، مدل ایجادشده توسط الگوریتم‌ها، ارزیابی و اعتبارسنجی می‌شود. نتایج ارزیابی نشان داد که دقت رابطه برای الگوریتم جستجوی هارمونی با استفاده از شاخص‌های R<sup>2</sup> و VAF حدود ۹۱/۹۳-۰/۰ و درصد خطا با استفاده از شاخص‌های RMSE و MSE بین ۰/۰۰۰۰۱۷-۰/۰۰۴۲ است هم‌چنین دقت رابطه برای الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری با استفاده از روش R<sup>2</sup> و VAF حدود ۹۵-۰/۹۲ و درصد خطا با استفاده از شاخص‌های RMSE و MSE بین ۰/۰۰۰۰۱-۰/۰۰۳۲ به‌دست آمد.

**واژه‌های کلیدی** مدول تغییرشکل‌پذیری، الگوریتم جستجوی هارمونی، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، توده سنگ.

**Predicting the Most Important Geomechanical Parameter of Rock Mass Using the Harmony Search and Teaching Learning Based Optimization Algorithms**

Hadi Fattahi

Farshad Malekmahmoudi

Hossin Ghaedi

**Abstract** Due to the difficulties in assessing the deformation of jointed aggregates at the laboratory scale, various in situ testing methods such as plate loading test and dilatometry can be used to consider the effect of scale and joints. Although these methods are currently the best, they are expensive, time consuming, and have operational difficulties during implementation. Therefore, in this paper, to overcome these problems, new harmony search algorithms (HS) and teaching-learning optimization algorithm (TLBO) are used to indirectly estimate the modulus of rock mass deformation. In these models, the rock mass classification score (RMR), uniaxial compressive strength of virgin rock (UCS), depth (D) and the modulus of elasticity of intact rock (Ei) as input parameters and the modulus of rock mass deformability (Em) as output parameter Used. In this paper, Using different statistical indicators, the model created by the algorithms is evaluated and validated. The evaluation results showed that the relationship accuracy for the harmonic search algorithm using R<sup>2</sup> and VAF methods is about 0.91-0.93 and using the RMSE and MSE methods is between 0.000017-0.0042. Also, the relationship accuracy for the optimization algorithm Based on teaching and learning using R<sup>2</sup> and VAF methods, about 0.92-0.95 and using RMSE and MSE methods were between 0.00001- 0.0032.

**Key Words** Deformation of modulus, harmony search algorithm, teaching-learning optimization algorithm, rock mass.

\* تاریخ دریافت مقاله ۱۴۰۰/۶/۲ و تاریخ پذیرش آن ۱۴۰۱/۳/۲۴ می‌باشد.

Email: h.fattahi@arakut.ac.ir

(۱) نویسنده مسئول، دانشیار، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.  
 (۲) دانشجوی کارشناسی، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.  
 (۳) دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی مهندسی علوم زمین، دانشگاه صنعتی اراک.

مقدمه

پارامتر مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ (به‌عنوان مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی) نشان‌دهنده میزان تغییر شکل توده‌سنگ در پاسخ به هر گونه بارگذاری یا باربرداری می‌باشد. تعیین پارامتر تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ در بسیاری از پروژه‌ها حیاتی و ضروری است. این پارامتر در طراحی پروژه‌هایی که حتی نسبت به تغییر شکل‌های کم نیز حساس هستند اهمیت زیادی دارد. امروزه با توجه به اهمیت پارامتر مدول تغییر شکل‌پذیری در توصیف رفتار مکانیکی توده‌سنگ تحت فشار، از این پارامتر به‌عنوان پارامتر ورودی در اکثر آنالیزهای عددی المان محدود و المان مرزی، به‌منظور مطالعه توزیع تنش و جابه‌جایی در اطراف حفاریات زیرزمینی استفاده می‌شود. استفاده از آزمون‌های برجا برای تعیین مدول تغییر شکل‌پذیری هم مستلزم صرف هزینه‌های گزاف و هم صرف وقت و دقت زیادی می‌باشد. به همین دلیل استفاده از روش‌های غیرمستقیم در دستور کار محققان برای تخمین این پارامتر مهم قرار گرفته‌است. یکی از روش‌های غیرمستقیم تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ، استفاده از روابط تجربی و طبقه‌بندی مهندسی سنگ‌هاست. این روابط بر مبنای پارامترهای ژئومکانیکی و سیستم‌های مختلف طبقه‌بندی توده‌سنگ از قبیل طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده‌سنگ RMR، شاخص مقاومت زمین‌شناسی GSI، شاخص کیفی سنگ RQD و سیستم طبقه‌بندی Q بنا نهاده شده‌اند که در ادامه به برخی از مهم‌ترین آنها اشاره می‌شود.

بنیادیسی [1] برای اولین بار جزئیات طبقه‌بندی از توده‌های سنگی را با نام طبقه‌بندی ژئومکانیکی یا سیستم امتیازدهی به توده‌سنگ RMR منتشر کرد. سپس پیرا و لاجینا [2] سرافیم مدول تغییر شکل‌پذیری را براساس سیستم RMR ارائه کردند:

$$E_m = 2RMR - 100 \quad RMR > 55 \quad (1)$$

$$E_m = 10^{(RMR-10)/40} \quad RMR < 55 \quad (2)$$

ورمن و همکاران [3] به‌منظور تأثیر عمق تونل روی مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی

توده سنگ (RMR) و ارتفاع روباره (H) استفاده کردند و آن را در یک رابطه تجربی ارائه کردند:

$$E_m = 10^{(RMR-20)/38} \text{ GPa} \quad (3)$$

بنیادیسی و نیکلسون [4] مدول تغییر شکل‌پذیری را با استفاده از مدول الاستیسیته سنگ بکر ( $E_i$ ) و سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \frac{E_i}{100} \left( 0.0028RMR^2 + 0.9e^{\frac{RMR}{22.83}} \right) \quad (4)$$

در رابطه‌ای دیگر مهرتورا [5]، با استفاده از آزمایش‌های جک تک‌محوری برای توده سنگ خشک و سنگ‌های ضعیف مدول تغییر شکل‌پذیری را مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) پیشنهاد کرد:

$$E_m = 0.3H^\alpha \times 10^{(RMR-20)/38} \quad (5)$$

$$0.16 < \alpha < 0.3$$

کایسر و دیدرکس [6] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییر شکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) به‌دست آوردند:

$$E_m = 7(\pm 3)\sqrt{Q'} \quad (6)$$

$$Q' = 10((RMR - 44)/21)$$

در رابطه‌ای دیگر رید و همکاران [7] مدول تغییر شکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) را تخمین زدند.

$$E_m = 0.1(RMR/10)^3 \quad (7)$$

هم‌چنین کیم [8] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییر شکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) ارائه کردند:

$$E_m = 300 \exp(0.07RMR) \times 10^{-3} \quad (8)$$

هم‌چنین میتری و همکاران [9] رابطه‌ای برای پیش‌بینی مدول تغییر شکل‌پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر ( $E_i$ ) و طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) به‌دست آوردند:

$$E_m = 0.5E_i [1 - \cos(\pi(RMR/100))] \quad (9)$$

بارتن و گریمستاد [10] فرمول تجربی جدیدی برای پیش‌بینی مدول تغییر شکل‌پذیری بر اساس سیستم طبقه‌بندی Q به‌دست آوردند:

$$\frac{E_m}{E_r} = 0.2 \times 10^{0.0186RQD-1.91} \quad (17)$$

$$\frac{E_m}{E_r} = 1.8 \times 10^{0.0186RQD-1.91} \quad (18)$$

$$\frac{E_m}{E_r} = 10^{0.0186RQD-1.91} \quad (19)$$

دیبر و همکاران [16] بر اساس اطلاعات داده‌های برجای سد دورشاک که از شاخص کیفی توده سنگ (RQD) استفاده می‌شود مطابق رابطه زیر به تعیین مدول تغییرشکل پذیری توده سنگ پرداختند.

$$E_m/E_r = 0.0231RQD - 1.32 \quad (20)$$

جوزه و همکارانش [17] بر اساس سیستم طبقه‌بندی (RMR) و مدول تغییرشکل پذیری سنگ بکر ( $E_i$ ) با توجه به مطالعات موردی به همبستگی بالایی بین RMR و نسبت مدول تغییرشکل پذیری توده سنگ رسیدند.

سونمز و همکاران [18] برای تخمین مدول تغییرشکل پذیری توده سنگ، از سیستم شاخص مقاومت زمین‌شناسی (GSI)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS) و مدول الاستیسیته سنگ بکر ( $E_i$ ) که از مجموع ۱۱۵ داده آزمایش برجا دیلاتومتری و بارگذاری صفحه‌ای که از ساختگاه دو سد و نیروگاه در ترکیه گرفته شده بود، استفاده کردند. آنها توانستند با استفاده از رابطه تجربی زیر مدول تغییرشکل پذیری توده سنگ را تخمین بزنند:

$$E_m = E_i (S^\alpha)^{0.4} \quad (21)$$

$$s = \exp\left(\frac{GSI-100}{9-3D}\right) = 0.5 + \frac{1}{6} \left( e^{-GSI/15} - e^{-20/3} \right) \quad (22)$$

گاردنر [19] مدول تغییرشکل پذیری را مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و مدول یانگ سنگ بکر ( $E_i$ ) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \alpha_E E_i \quad (23)$$

$$\alpha_E = 0.0231RQD - 1.23$$

انیشتن و ژانگ [20] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر ( $E_i$ ) و شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) ارائه دادند:

$$E_m = 25 \log_{10} Q \quad Q > 30$$

$$E_m = 8Q^{0.4} \quad 1 < Q < 30 \quad (10)$$

هم‌چنین بارتن [11] رابطه‌ای را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی Q و مقاومت فشاری تک‌محوره (UCS) به‌دست آوردند:

$$E_m = 10Q_c^{1/3} \quad Q_c = Q \times \frac{UCS}{100} \quad (11)$$

هوک و براون [12] رابطه زیر را برای پیش‌بینی  $E_m$  بر اساس شاخص مقاومت زمین‌شناسی (GSI) و مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \sqrt{\frac{UCS}{100}} \times 10^{\left(\frac{GSI-10}{40}\right)} \quad (12)$$

هم‌چنین، هوک و همکاران [13] روابط تجربی زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و عامل اختلال (D1) پیشنهاد کردند:

$$E_m = \left(1 - \frac{D1}{2}\right) \sqrt{\frac{UCS}{100}} \times 10^{\left(\frac{GSI-10}{40}\right)} \quad (13)$$

$$UCS \leq 100 \text{ (MPa)}$$

$$E_m = \left(1 - \frac{D1}{2}\right) \times 10^{\left(\frac{GSI-10}{40}\right)} \quad (14)$$

$$UCS \geq 100 \text{ (MPa)}$$

هوک و دیدرکس [14] با استفاده از داده‌های چین و تایوان با انجام چندین آزمایش برجا، فرمول‌های زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و عامل اختلال (D1) تخمین زدند:

$$E_m = 100000 \left( \frac{1-D1/2}{1+e^{((75+25D-GSI)/11)}} \right) \quad (15)$$

$$E_m = E_i \left( 0.02 + \frac{1-D1/2}{1+e^{((60+15D1-GSI)/11)}} \right) \quad (16)$$

ژانگ و انیشتن [15] در تحقیقی با استفاده از شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) و مدول تغییر شکل پذیری سنگ بکر ( $E_i$ ) با استفاده از یک سری آنالیزهای رگرسیونی مطابق روابط زیر به تعیین مدول تغییرشکل پذیری توده سنگ پرداختند.

$$E_m = 0.0876RMR, \quad RMR \leq 50 \quad (31)$$

$$E_m = 0.0867RMR + 1.056(RMR - 50)^2 \quad (32)$$

$$RMR > 50$$

چان و همکاران [25] رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ مبتنی بر RMR ارائه کردند.

$$E_m = 1.3326e^{0.0364RMR} \quad (33)$$

نجاتی و همکاران در سال ۲۰۱۴، چون و همکاران در سال ۲۰۰۸ [25, 26] نیز از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ استفاده کردند و توانستند یک پیش‌بینی با دقتی مطلوب ارائه کنند.

گرچه روابط بالا برای تخمین غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری روشی ساده و کم‌هزینه است ولی این‌گونه روابط از درجه اعتماد کمی برخوردار هستند زیرا هم به‌صورت تئوری و هم بر مبنای شرایط ایده‌آل به‌دست می‌آیند. اگرچه تلاش‌های قبلی ارزشمند هستند اما به‌دلیل ساختارهای پیچیده در مهندسی سنگ و وجود عدم قطعیت که در ذات سنگ است، استفاده از این روابط در مناطق دیگر با خطا همراه بوده‌است. لذا امروزه با وجود پیشرفت در علم داده‌کاوی در جهت کاهش خطای محاسباتی و هم‌چنین مدل‌سازی رفتار خطی و غیرخطی داده‌ها، از روش‌های توسعه‌یافته هوش محاسباتی استفاده می‌شود. این روش‌ها ابزاری سریع، ارزان و با قابلیت بالا برای حل مسائل مهندسی هستند. با توجه به مطالعات فوق، همان‌طور که مشخص است به‌دلیل چند متغیره بودن پارامترهای ورودی، پیچیدگی در پارامترهای ژئوتکنیکی و هم‌چنین به‌دلیل نزدیک بودن روش‌های هوشمند به واقعیت مسئله، امروزه استفاده از الگوریتم‌ها برای ساخت تابع حالت حدی جایگزین بسیار مناسب برای روش‌های رگرسیونی و روش‌های تجربی هستند به همین دلیل در این مقاله، به‌دلیل افزایش دقت، گسترش روش‌های هوشمند، در نظر گرفتن عدم قطعیت در پارامترهای ورودی، وارد کردن چندین پارامترهای ورودی در رابطه و هم‌چنین قابل کاربرد بودن روابط به‌دست‌آمده در مطالعات موردی مشابه از الگوریتم‌های هوشمند جستجوی هارمونی (HS) و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای پیش‌بینی غیرمستقیم مدول تغییرشکل‌پذیری توده‌سنگ، پیشنهاد شده‌است. در پایان به‌منظور

$$\frac{E_m}{E_i} = 10^{0.0186RQD-1.91} \quad (24)$$

سینگ و پالستروم [21] روابط زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر سیستم طبقه‌بندی شاخص توده سنگ (RMI) پیشنهاد کردند:

$$E_m = 7RMI^{0.4} \quad 1 < RMI < 30 \quad (25)$$

$$E_m = 5.6RMI^{0.375} \quad 0.1 < RMI$$

گوکچه اوغلو و همکاران [22] با استفاده از اطلاعات ساختگاه دو سد و یک نیروگاه در ترکیه رابطه زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD)، مقاومت فشاری تک‌محوری سنگ بکر (UCS) و درجه هوازدگی توده سنگ (WD) که مهم‌ترین پارامتر کنترل‌کننده مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ مورد مطالعه هستند، ارائه دادند:

$$E_m = 0.001 \left[ \frac{\left( \frac{E_i}{UCS} \right) \left( 1 + \frac{RQD}{100} \right)}{WD} \right]^{1.5528} \quad (26)$$

کیوباسی و همکاران [23] رابطه تجربی زیر را برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری مبتنی بر مدول یانگ سنگ بکر ( $E_i$ )، درجه هوازدگی توده سنگ (WD) و شاخص کیفی توده‌سنگ (RQD) ارائه دادند. آنها به این نتیجه رسیدند که رابطه ایجادشده از دقت قابل قبولی برخوردار است:

$$E_m = 0.135 [E_i (1 + RQD/100) / WD]^{1.1811} \quad (27)$$

$$E_m = 0.1423 \left[ \frac{E_i \left( 1 + \frac{RQD}{100} \right)}{WD} \right]^{1.1747}$$

گالرا و همکاران [24] از روابط زیر برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ با استفاده از سیستم طبقه‌بندی ژئومکانیکی توده سنگ (RMR) و مدول یانگ سنگ بکر ( $E_i$ ) استفاده کردند.

$$E_m = 147.28e^{(RMR-100)/24} - 0.202RMR \quad (28)$$

$$E_m = e^{(RMR-10)/18} \quad (29)$$

$$E_m = E_i e^{\frac{(RMR-100)}{36}} \quad (30)$$

مرحله دوم. تولید حافظه هارمونی اولیه به صورت تصادفی. در این مرحله به صورت تصادفی از محدوده مقادیر ممکن مجموعه متغیرهای تصمیم، یک حافظه هارمونی به صورت رابطه زیر تشکیل می‌شود:

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_N^1 & F(x^1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^{HMS-1} & x_2^{HMS-1} & \dots & x_N^{HMS-1} & F(x^{HMS-1}) \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \dots & x_N^{HMS} & F(x^{HMS}) \end{bmatrix} \quad (35)$$

که  $F(x^i)$  مقدار تابع هدف به دست آمده با ازای بردار اول و  $HM$ ، ماتریس حافظه هارمونی است.

مرحله سوم. اصلاح هارمونی جدید. در این مرحله با استفاده از سه مکانیزم انتخاب تصادفی، بررسی حافظه هارمونی و نرخ تنظیم گام یک هارمونی جدید بصورت تنظیم  $x^{new} = (x_1^{new}, x_2^{new}, \dots, x_N^{new})$  تولید می‌کنند [27, 30, 31]، البته باید متغیرهای تصمیم تولید شده در این مرحله در محدوده مجاز واقع شوند. در انتخاب تصادفی، مقدار هر متغیر تصمیم‌گیری در برابر هارمونی جدید به‌طور تصادفی در محدوده مقدار با احتمال (HMCR-1) انتخاب می‌شود. HMCR که بین ۰ و ۱ متغیر است، میزان انتخاب یک مقدار از مقادیر ذخیره شده در HM است و (HMCR-1) میزان انتخاب تصادفی یک مقدار از محدوده احتمالی مقادیر است [32].

$$x_i' = x' \in \{x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^{HMS}\} \text{ with HMCR} \quad (36)$$

$$x_i' = x_i' \in x_i \text{ with (1-HMCR)}$$

مطابق با رابطه (۳۶)، به‌عنوان مثال، اگر HMCR برابر ۰/۸۵ باشد الگوریتم با احتمال ۸۵ درصد بردار جدید را از بین بردارهای مرتب‌شده در حافظه هارمونی انتخاب می‌کند و با احتمال ۱۵ درصد بردار جدید به صورت تصادفی در محدوده مجاز انتخاب می‌کند.

مقدار هر متغیر تصمیم‌گیری به دست آمده از نظر حافظه برای تعیین این‌که آیا باید تنظیم شود یا خیر، بررسی می‌شود. اگر تصمیم تنظیم گام برای  $x_i'$  با احتمال PAR انجام شود.  $x_i'$  با  $x_i' \pm u(-1, +1) \times bw$  جایگزین می‌شود، جایی که  $bw$  یک پهنای باند فاصله دل‌خواه برای متغیر طراحی پیوسته است و  $u(-1, +1)$  یک توزیع یک‌نواخت بین -۱ و ۱ است. مقدار (PAR-1) میزان عملکرد را تعیین می‌کند. بنابراین، تنظیم گام به هر متغیر به صورت زیر اعمال می‌شود:

اعتبارسنجی از یک سری شاخص‌های آماری برای ارزیابی روابط به دست آمده استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد روابط به دست آمده از دقت بسیار بالایی برخوردار است.

### خلاصه‌ای از روش‌های مورد استفاده در این تحقیق

#### الگوریتم جستجوی هارمونی HS

الگوریتم جستجوی هارمونی در سال ۲۰۰۱ اولین بار توسط گیم و همکاران [27] با بهره‌گیری از روند ساخت هارمونی مناسب توسط موسیقی‌دان‌ها طراحی و ارائه شد که طرح کلی آن برگرفته از رفتار طبیعی و واقعی موسیقی‌دان‌ها در ساخت بهترین هارمونی است. هارمونی در موسیقی اصطلاحاً به اجرای نت‌های متفاوت به صورت هم‌زمان می‌گویند که در نهایت تبدیل به آهنگی موزون و زیبا می‌شود. تلاش برای یافتن این هارمونی و هماهنگی در موسیقی، مانند پیدا کردن حل بهینه در مسائل بهینه‌سازی است. در سال‌های اخیر به دلیل محاسبات کم، مفهوم ساده، اجرای ساده، پارامترهای کم و کاربردی بودن برای مسائل بهینه‌سازی گسسته و پیوسته، الگوریتم جستجوی هارمونی به یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی در حل مسائل مختلف تبدیل شده است [28, 29]. این الگوریتم به دلیل الزامات ریاضیاتی کمتری که در مقایسه با سایر روش‌های فراابتکاری دارد می‌تواند در حل مسائل مختلف مهندسی از جمله در طراحی سازه‌های مهندسی سنگ سطحی و زیرزمینی به کار گرفته شود. گام‌های عمده و اصلی الگوریتم جستجوی هارمونی برای رسیدن به بهترین جواب (بهینه) به صورت زیر می‌باشد:

#### مرحله اول. معرفی مسئله بهینه‌سازی و پارامترهای الگوریتم.

ابتدا مسئله بهینه‌سازی به صورت رابطه (۳۴) تعریف و مشخص می‌شود.

$$\text{Minimize } f(x) \text{ subject to} \quad (34)$$

$$x_{iL} \leq x_i \leq x_{iU} \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

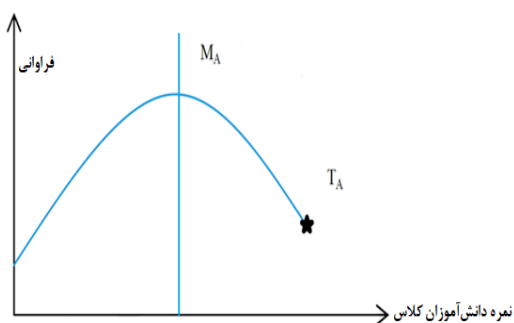
که در آن،  $x_{iL}$  و  $x_{iU}$  کران بالا و پایین برای متغیرهای تصمیم‌گیری می‌باشند. در این گام پارامترهای الگوریتم شامل اندازه حافظه هارمونی (HMS)، سرعت بررسی حافظه هارمونی (HMCR)، نرخ تنظیم گام (PAR)، پهنای باند (bw) و ماکزیمم تعداد تکرارها (k) وارد می‌شوند.

عمومی‌تر و مهندسی در مجله دانش‌های اطلاعاتی معرفی کردند [33].

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، برخلاف سایر روش‌های فراابتکاری که معمولاً از طبیعت الگو گرفته‌اند، از فرایند یادگیری در کلاس درس الگو گرفته‌است. این الگوریتم، فرایندی را که طی یک کلاس درس برای آموزش (معلم) و یادگیری (دانش‌آموز) رخ می‌دهد مدل می‌کند و از این مدل برای پیدا کردن جواب بهینه کمک می‌گیرد. خروجی الگوریتم در هر مرحله نیز، نمره دانش‌آموزها و سطح دانش آنهاست. در ادامه این الگوریتم در هر گام به صورت جزئی‌تر تشریح می‌شود.

### تولید جمعیت اولیه

در اولین مرحله این الگوریتم، ابتدا یک سری نقاط تشکیل شده و به صورت تصادفی در فضای حل مسئله پخش می‌شوند. این نقاط در حقیقت، همان دانش‌آموزان کلاس درس هستند؛ سپس با توجه به تابع هدف اصلی مسئله و مختصاتی که هر یک از نقاط دارند، مقدار تابع هدف برای هر یک از این نقاط محاسبه می‌شوند این مقادیر تابع هدف در حقیقت نمره دانش‌آموزان کلاس و سطح دانش آنهاست. بدون این که از جامعیت مسئله کم شود، فرض می‌شود توزیع نمره‌ها، توزیع زنگوله‌ای شکل مطابق شکل (۲) می‌باشد.



شکل ۲ تولید جمعیت اولیه و انتخاب معلم

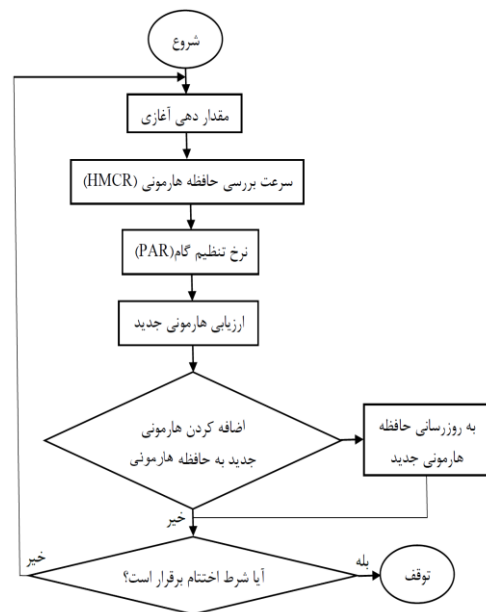
همان‌طور که در شکل نشان داده شده‌است. بهترین دانش‌آموز کلاس به عنوان معلم در نظر گرفته می‌شود. حال گام آموزش آغاز می‌شود.

$$x_i' = x_i \pm u(-1, +1) \times bw \quad \text{with HMCR} \quad (37)$$

$$x_i' = x_i' \quad \text{with HMCR} \times (1 - \text{PAR})$$

**مرحله ۴. به‌روزرسانی حافظه هارمونی.** پس از تولید بردار هارمونی جدید  $x^{new}$ ، حافظه هارمونی به‌روزرسانی می‌شود. اگر عملکرد بردار هارمونی جدید در حافظه بهتر باشد، به همراه مقدار تابع هدف متناظر، جایگزین آن می‌شود. بدترین هارمونی حافظه، حذف می‌گردد.

**مرحله ۵. گام سوم و چهارم آن‌قدر تکرار می‌شود تا شرط توقف ( $k$ ) را برآورده کند.** مطابق با توضیحات بالا، شکل (۱) مراحل الگوریتم جستجوی هارمونی را نشان می‌دهد.



شکل ۱ فلوچارت و الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی هارمونی [27]

### الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری TLBO

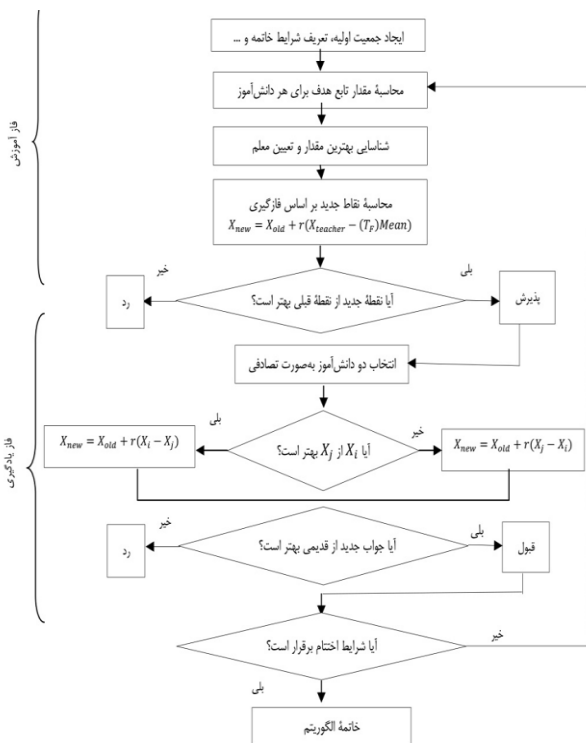
الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، در سال ۲۰۱۱ توسط راتو و همکارانش ابتدا در مجله طراحی به کمک کامپیوتر، برای حل مسائل طراحی کامپیوتر مطرح شد، اما حدود یک سال بعد، این محققان الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری را در مقیاس گسترده‌تر و برای مسائل



یکدیگر شبیه‌سازی می‌شود. به این صورت که، به‌ازای هر یک از دانش‌آموزان، یک دانش‌آموز دیگر به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود؛ سپس اگر دانش‌آموز دوم، از دانش‌آموز اول وضعیت بهتری از نظر تابع هدف داشته باشد، دانش‌آموز اول به‌سمت دانش‌آموز دوم حرکت می‌کند و در غیر این صورت، دانش‌آموز دوم به‌سمت دانش‌آموز اول می‌رود. به‌الطبع این حرکت نیز برای تنوع‌سازی الگوریتم، دارای عامل تصادفی است. این گام را می‌توان برای هر دانش‌آموز به‌صورت زیر نشان داد.

$$x_i^{new} = \begin{cases} x_i^{old} - r_i(x_j - x_i) & \text{if } f(x_i) \geq f(x_j) \\ x_i^{old} + r_i(x_j - x_i) & \text{if } f(x_i) < f(x_j) \end{cases} \quad (40)$$

بعد از این مرحله نیز شرایط اختتام الگوریتم بررسی می‌شود و در صورت برقرار بودن الگوریتم خاتمه می‌یابد؛ در غیر این صورت، حلقه بار دیگر تکرار می‌شود. شکل (۴) مراحل الگوریتم بهینه‌سازی بر پایه آموزش و یادگیری را نشان می‌دهد.



شکل ۴ فلوجارت الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری [33]

### مدل‌سازی و ارائه نتایج

در این قسمت به‌منظور مدل‌سازی برای تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری توده‌سنگ (Em) با استفاده از یک پایگاه داده

### گام آموزش

در این گام نقطه‌ای که بهترین وضعیت را از نظر تابع هدف دارد، به‌عنوان معلم در نظر گرفته شده و شروع به آموزش دیگران می‌کند. مدل‌سازی این گام به این صورت است که تمام نقاط دیگر که همگی وضعیت بدتری نسبت به معلم دارند، به طرف نقطه معلم حرکت می‌کنند. با این حرکت، میانگین توزیع به‌سمت معلم پیش می‌رود. البته چون در الگوریتم‌های فراابتکاری، همواره از عامل تصادفی‌ساز برای بررسی نقاط به‌صورت تصادفی استفاده می‌شوند، این حرکت توزیع به‌سمت معلم نیز، یک عامل تصادفی‌ساز دارد.

با فرض این‌که  $M_i$  میانگین سطح کلاس و  $T_i$  استاد در تکرار  $i$ ام باشد، پس از آموزش استاد میانگین جدید بهبود می‌یابد و برابر  $T_i$  خواهد شد که با  $M_{new}$  نشان داده می‌شود. بنابراین پاسخ براساس اختلاف بین میانگین موجود و جدید طبق رابطه زیر به‌روز می‌شود:

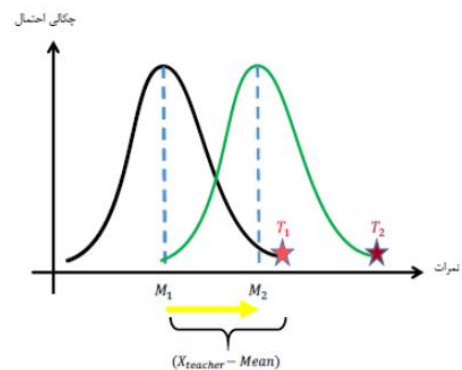
$$\text{Difference} - \text{mean}_i = r_i (M_{new} - T_i M_i) \quad (38)$$

در این رابطه،  $r_i$  یک عدد تصادفی در بازه ۰ و ۱ و  $T_F$  همان عامل آموزش معلم است. مقدار  $T_F$  به‌صورت تصادفی و با احتمال  $T_F = \text{round}[1 + \text{rand}(0,1)\{2-1\}]$  می‌تواند ۱ یا ۲ باشد. این اختلاف، پاسخ‌های موجود را براساس رابطه زیر اصلاح می‌کند:

$$x_{new,i} = x_{old} + \text{Difference} - \text{mean}_i \quad (39)$$

شکل (۳) تغییرات رخ داده در گام آموزش را نشان

می‌دهد.



شکل ۳ تغییر سطح دانش کلاس در گام آموزش

### گام یادگیری

در این گام از الگوریتم، یادگیری دانش‌آموزان یک کلاس از

$$E_m = (RMR)^{w_1} \times ((w_2 UCS) / w_3) + ((D)^{w_4} / w_5) \times (w_6 \times (E_i)^{w_7}) \quad (41)$$

که در آن  $w_i$  عوامل وزن‌دهی متناظر برای پارامترهای ورودی هستند. از این مدل‌ها برای یافتن مقادیر بهینه عوامل وزن‌دهی براساس مجموعه داده‌های آموزش استفاده شده است. هدف یافتن مناسب‌ترین مدل برای داده‌ها با حداقل کردن خطا است. تابع عملکرد مدل،  $F(v)$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$F(v) = \sum_{i=1}^m (Y_{mea} - Y_{pre})^2 \quad (42)$$

که در آن  $Y_{pre}$  و  $Y_{mea}$  به ترتیب مدول تغییر شکل توده سنگ اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده توسط روابط پیش‌بینی هستند و  $m$  تعداد مشاهدات (نمونه‌ها) است.

هر دو الگوریتم HS و TLBO با استفاده از نرم‌افزار MATLAB کدنویسی و اجرا شده است. به همین دلیل برای دستیابی به یک راه‌حل قابل قبول و از بین بردن داده‌های پرت، مقادیر عددی پارامترهای ورودی و خروجی باید نرمال شوند. در واقع نرمال کردن داده‌ها تضمین می‌کند که داده‌های خام بازیابی شده از پایگاه داده کاملاً برای مدل‌سازی مناسب هستند. داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از معادله (43) به مقادیر بین ۰ و ۱ نرمال شده‌اند:

$$X_n = [(X_{mea} - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})] \quad (43)$$

[۲۵]، از الگوریتم‌های HS و TLBO استفاده می‌شود. در این پایگاه داده از چهار پارامتر ورودی شامل رده‌بندی توده سنگ (RMR)، مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ بکر (UCS)، عمق (D) و مدول الاستیسیته سنگ بکر ( $E_i$ ) برای تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ ( $E_m$ ) استفاده شده است. در مدل‌سازی با کمک الگوریتم‌های بهینه‌سازی، تکنیک آموزش و آزمون، یکی از متداول‌ترین روش‌های ایجاد الگوریتم‌های یادگیری برای توسعه روابط پیش‌بینی است. در این روش، داده‌های ورودی به‌طور تصادفی به دو دسته (داده‌های آموزش و آزمون) تقسیم می‌شوند. با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش، روابط پیش‌بینی به دست می‌آیند و سپس با استفاده از مجموعه داده‌های آزمون، روابط پیش‌بینی به دست آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در این مطالعه برای تعیین رابطه بین مجموعه متغیرهای ورودی و خروجی از مجموعه داده‌های جمع‌آوری شده از محل ساخت جاده و راه‌آهن در کره توسط آزمایش‌های برجا دیلاتومتر و آزمون فشارسنج استفاده کردند. در مجموع ۶۰ مجموعه داده جمع‌آوری شد که از بین آنها به صورت تصادفی ۸۰ درصد مجموعه داده‌ها (۴۸ داده) برای آموزش و ۲۰ درصد مجموعه داده‌ها (۱۲ داده) برای ارزیابی صحت و دقت مدل‌ها استفاده شده است. جدول (۱) برخی از داده‌های ورودی و خروجی در این تحقیق را نشان می‌دهد. در این مطالعه، پیش‌بینی تغییر شکل توده سنگ با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO دو معادله رگرسیونی یکسان غیرخطی به صورت زیر به دست آمده است:

جدول ۱ بخشی از داده‌های مورد استفاده در این مطالعه [۲۵]

شماره داده	پارامترهای ورودی مدل‌ها				پارامتر خروجی
	RMR	UCS (MPa)	Depth (m)	$E_i$ (GPa)	$E_m$ (GPa)
۱	۲۱	۲۸/۴	۵	۲۰/۸	۳/۹۲
۲	۳۳	۱۴۸/۹	۸/۵	۵۴/۵	۵/۰۱
۳	۳۰	۱۲/۱	۹/۵	۱۷/۱	۴/۷۶
۴	۶۲	۸۲/۹	۲۰/۴	۴۲/۷	۷/۹۳
۵	۴۲	۱۰۹/۹	۸/۵	۴۹/۱	۵/۳۲
۶	۵۴	۷۰	۱۷/۵	۳۹/۱	۱۱/۰۸
۷	۷۱	۱۱۹/۹	۳۱	۵۰/۸	۱۷/۶۵
۸	۵۹	۲۱۳/۹	۸/۵	۵۹/۶	۱۹/۸۱
۹	۷۶	۲۱۹/۹	۱۷	۵۹/۶	۲۷/۲۶
۱۰	۶۲	۱۵۹/۹	۲۴	۵۵/۵	۱۹/۸۱

### اعتبارسنجی مدل

به منظور ارزیابی و تأیید اعتبار روابط به دست آمده توسط الگوریتم‌های HS و TLBO، چندین شاخص آماری یعنی ضریب همبستگی مربع ( $R^2$ )، شمول واریانس (VAF)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) به عنوان معیار دقت انتخاب شدند. در این معادلات،  $Y_{mea}$  و  $Y_{pre}$  به ترتیب مقدار اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده مدل تغییرشکل‌پذیری توده سنگ و  $n$  تعداد نمونه‌ها هستند. در این حالت، هر قدر مقدار RMSE و MSE به صفر نزدیک‌تر و مقدار  $R^2$  و VAF به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، مدل پیش‌بینی شده به عنوان مدل ایده‌آل پذیرفته می‌شود. به عبارت دیگر به واقعیت نزدیک‌تر می‌شود و خطای آن بسیار کم می‌باشد. روابط  $R^2$ ، VAF، RMSE و MSE را می‌توان به ترتیب به صورت زیر تعریف کرد:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (Y_{mea} - Y_{pre})^2}{\sum_{k=1}^n Y_{mea}^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n Y_{pre})^2}{n}} \quad (46)$$

$$VAF = \left[ 1 - \frac{\text{var}(Y_{mea} - Y_{pre})}{\text{var}(Y_{mea})} \right] \quad (47)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{mea} - Y_{pre})^2} \quad (48)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{mea} - Y_{pre})^2 \quad (49)$$

که در آن  $X_{mea}$  مقدار اصلی داده‌های خام،  $X_{min}$  و  $X_{max}$  به ترتیب نشان‌دهنده حداقل و حداکثر مقادیر داده‌های خام است. مطابق رابطه (۴۱) معادلات و ضرایب زیر به صورت غیرخطی برای تخمین مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ برای دو الگوریتم HS و TLBO به ترتیب به صورت زیر به دست آمده است:

$$E_m = (RMR)^{5.0862} \times ((1.1872D)/3.8985) + ((UCS)^{9.9971} / 2.3909) \times (7.6816 \times (E_i)^{-2.0928}) \quad (44)$$

$$E_m = (RMR)^{5.2281} \times ((1.1835D)/3.8361) + ((UCS)^{7.0259} / 7.5) \times (12.1516 \times (E_i)^{-1}) \quad (45)$$

لازم به ذکر است که رسیدن به روابط پیش‌بینی با خطای کم به پارامترهای تنظیم اولیه الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO وابسته است. در این مقاله، این پارامترهای تنظیم (جدول ۲ و ۳) با روش سعی و خطا تعیین شده‌اند.

جدول ۲ پارامترهای تنظیم شده برای اجرای HS

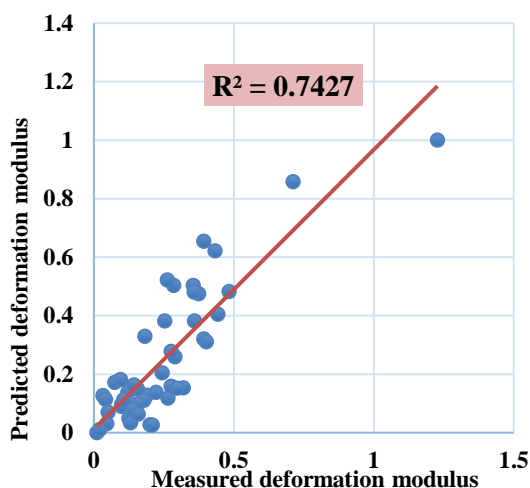
مقدار	پارامترها
۵۰۰۰	ماکزیمم تعداد تکرار
۵۰	اندازه حافظه هارمونی
۶۰	تعداد هارمونی‌های جدید
۰/۸۵	سرعت بررسی حافظه هارمونی
۰/۰۹	نرخ تنظیم گام
۰/۰۵	پهنای باند

جدول ۳ پارامترهای تنظیم شده برای اجرای TLBO

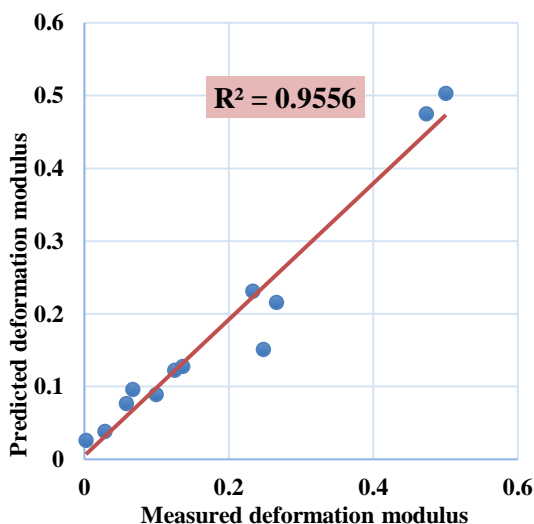
مقدار	پارامترها
۵۰۰۰	ماکزیمم تعداد تکرار
۵۰	اندازه جمعیت

جدول ۴ اعتبارسنجی روابط پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO

MSE	$R^2$	VAF	RMSE	شرح	نوع الگوریتم
۰/۰۰۱۷۱	۰/۷۶۴۵	۰/۸۱۲۷	۰/۰۴۱۴۵	آموزش	HS
۰/۰۰۰۰۱۷۷	۰/۹۳۷۵	۰/۹۱۷۰	۰/۰۰۴۲۱	آزمون	
۰/۰۰۰۰۵۸۷	۰/۷۴۲۷	۰/۸۲۲۴	۰/۰۲۴۰۲۲	آموزش	TLBO
۰/۰۰۰۰۱۰۲۸	۰/۹۵۵۶	۰/۹۲۴۰	۰/۰۰۳۲۰۷	آزمون	



شکل ۷ همبستگی بین مدول تغییرشکل پذیری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی برای داده‌های آموزش توسط الگوریتم TLBO

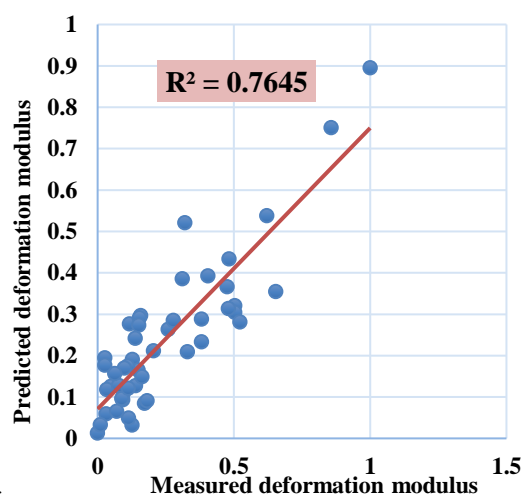


شکل ۸ همبستگی بین مدول تغییرشکل پذیری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی برای داده‌های آزمون توسط الگوریتم TLBO

همان‌طور که از شکل‌ها و نتایج مشخص است مدل ایجاد شده برای پیش‌بینی مدول تغییرشکل‌پذیری توده سنگ به مقدار اندازه‌گیری شده بسیار نزدیک است و نتایج قابل قبولی را نشان می‌دهد. مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده از مدول تغییر شکل توسط مدل‌های بهینه‌سازی HS و TLBO و مقادیر اندازه‌گیری شده برای ۶۰ داده در مرحله آموزش (۴۸ مجموعه داده) و آزمایش (۱۲ مجموعه داده) در شکل (۹ و ۱۰) نشان داده شده است. مطابق با ارزیابی و صحت‌سنجی روابط و

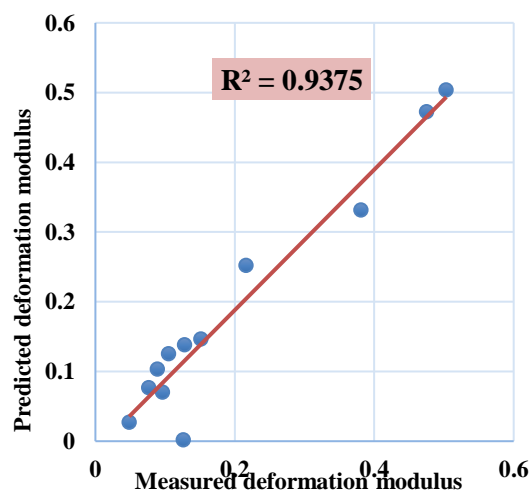
مقادیر شاخص‌های عملکرد برای روابط پیش‌بینی به‌دست آمده (روابط ۴۴ و ۴۵) از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO در دو حالت آموزش و آزمون در جدول (۴) نشان داده شده است.

در ادامه شکل (۵-۸) رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده را در دو حالت آموزش و آزمون توسط الگوریتم‌های HS و TLBO با توجه با معادلات غیرخطی (۴۴) و (۴۵) را نشان می‌دهد.



شکل ۵

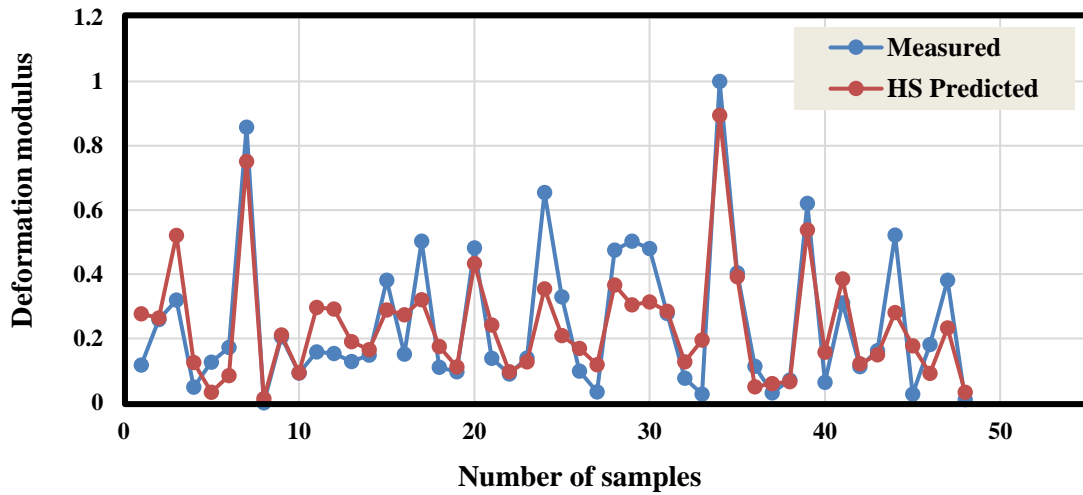
همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی برای داده‌های آموزش توسط الگوریتم HS



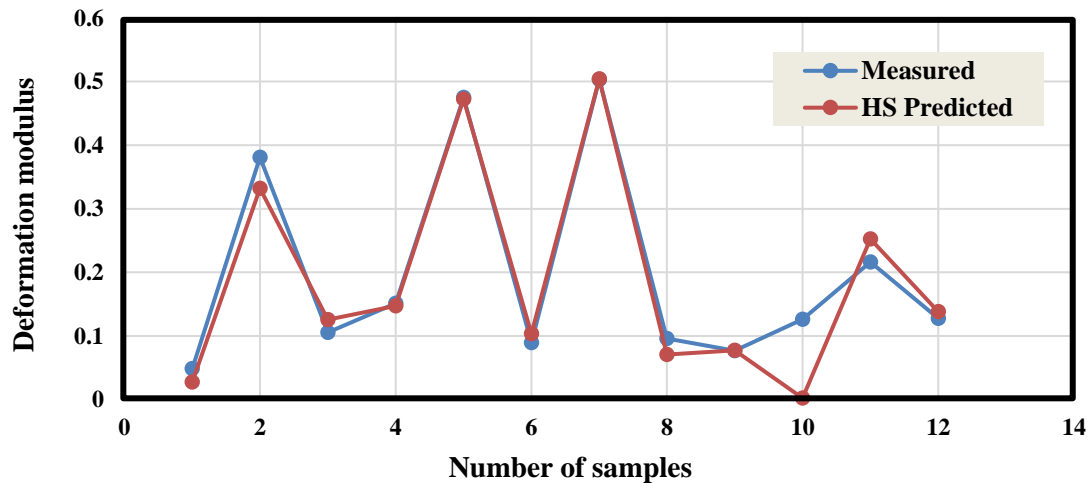
شکل ۶ همبستگی بین مدول تغییرشکل‌پذیری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی برای داده‌های آزمون توسط الگوریتم HS

روابط تنها با جایگزین کردن مقادیر پارامترها، مدول تغییر شکل پذیری توده سنگ با دقت بالایی تخمین زده می‌شود.

همچنین خروجی نتایج شکل‌های (۹ و ۱۰) به دلیل نزدیک بودن مقدار واقعی با مقدار پیش‌بینی شده روابط ایجاد شده توسط دو الگوریتم از دقت بالایی برخوردار است. بنابراین با داشتن این



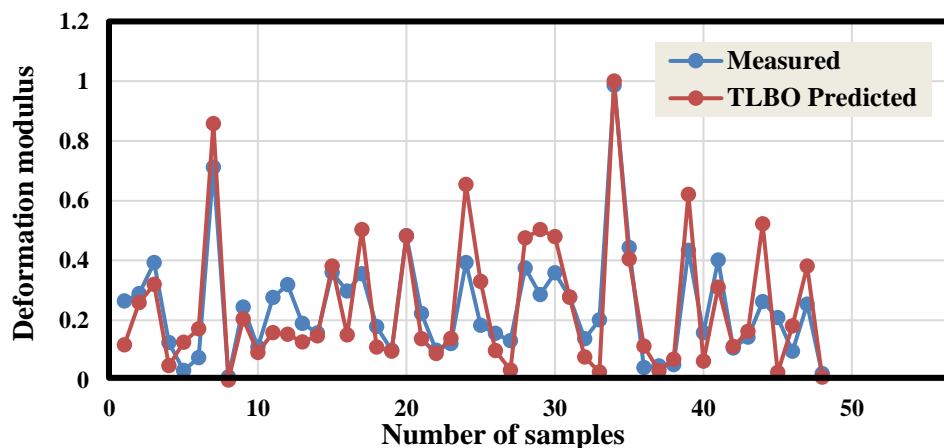
(الف)



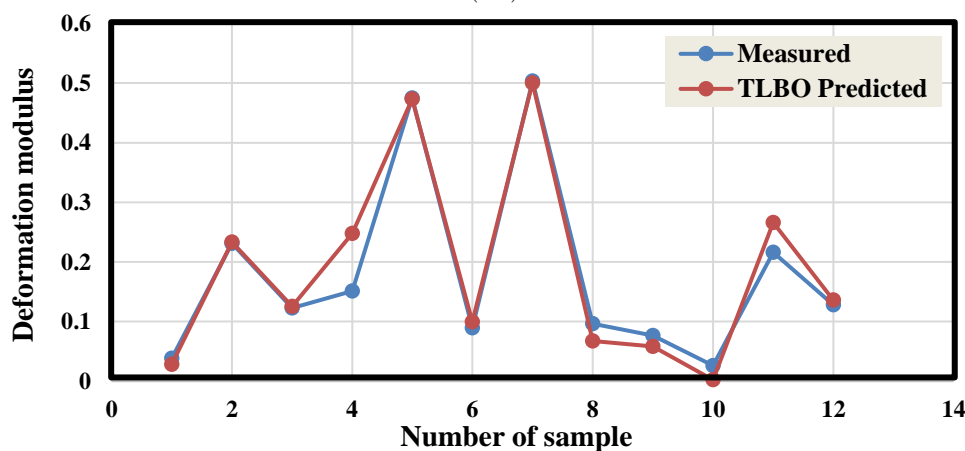
(ب)

شکل ۹ مقایسه بین مدول تغییر شکل اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده:

(الف) داده‌های آموزش توسط الگوریتم HS، (ب) داده‌های آزمون توسط الگوریتم HS



(الف)



(ب)

شکل ۱۰ مقایسه بین مدول تغییر شکل اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده: (الف) داده‌های آموزش توسط الگوریتم TLBO

(ب) داده‌های آزمون توسط الگوریتم TLBO

### نتیجه‌گیری

روابط پیش‌بینی با دقت بالا استفاده شد. به منظور اعتبارسنجی روابط به‌دست‌آمده، از شاخص‌های ضریب همبستگی مربع ( $R^2$ )، شمول واریانس (VAF)، جذر میانگین خطای مربع (RMSE) و میانگین خطای مربع (MSE) برای هر یک از الگوریتم‌ها برای دو مجموعه داده آموزش (۴۸ داده) و مجموعه داده آزمون (۱۲ داده) استفاده شد. مطابق با مقادیر به‌دست‌آمده، مشخص شد که دقت روش‌های هوشمند با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی  $0/93-0/91$  و میزان خطای آن  $0/0042-$   $0/000017$  به‌دست آمد هم‌چنین میزان دقت الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری  $0/92-0/95$  و خطای آن  $0/0032-$   $0/000010$  محاسبه شده‌است. روابط حاصل شده به‌دلیل پایین بودن خطا و نزدیک بودن به مقدار اندازه‌گیری شده می‌توان به‌عنوان روابط مناسب برای تخمین مدول

پارامتر مدول تغییر شکل‌پذیری توده سنگ به‌عنوان مهم‌ترین خصوصیت ژئومکانیکی توده سنگ در طراحی انواع سازه‌های سنگی می‌باشد. این پارامتر توسط آزمایش‌های برجا نظیر آزمایش دیلاتومتری بارگذاری شعاعی، آزمایش جک صفحه‌ای و انواع آزمایش‌های دیگر قابل اندازه‌گیری می‌باشد. آزمایش‌های برجا به‌علت شرایط غیرقابل پیش‌بینی سازند، هزینه بالا، مشکلات عملیاتی و زمان‌بر بودن، در اجرا با مشکل مواجه می‌شوند. به همین علت بسته به نوع و اهمیت پروژه و یا در محل ابتدایی مطالعات پروژه‌های مهم، می‌توان از روش‌های غیرمستقیم به‌منظور تخمین مدول تغییر شکل‌پذیری با استفاده از پارامترهای ژئوتکنیکی توده سنگ استفاده کرد. در این مقاله از الگوریتم‌های بهینه‌سازی HS و TLBO برای به‌دست آوردن

تغییر شکل پذیری توده سنگ استفاده کرد. همچنین با توجه به  
 نتایج به دست آمده از این مقاله می توان دریافت که الگوریتم های  
 بهینه سازی HS و TLBO توانایی بالایی برای حل مسائل  
 مهندسی سازه های سنگی سطحی و زیرزمینی در سایر  
 موضوعات دارند.

## مراجع

1. Bieniawski, Z., "Engineering classification of jointed rock masses". *Civil Engineer in South Africa*, Vol. 15, No. 12, (1973).
2. Serafim, J. Consideration of the geomechanical classification of Bieniawski. in Proc. int. symp. on engineering geology and underground construction. (1983).
3. Verman, M., et al., "Effect of tunnel depth on modulus of deformation of rock mass". *Rock mechanics and rock engineering*, Vol. 30, No. 3, pp. 121-127, (1997).
4. Nicholson, G. and Bieniawski, Z., "A nonlinear deformation modulus based on rock mass classification". *International journal of Mining and geological engineering*, Vol. 8, No. 3, pp. 181-202, (1990).
5. Mehrotra, V., "Estimation of engineering parameters of rock mass". *University of Roorkee*, Vol., (1992).
6. Diederichs, M. and Kaiser, P., "Stability of large excavations in laminated hard rock masses: the voussoir analogue revisited". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 36, No. 1, pp. 97-117, (1999).
7. Read, S., Perrin, N., and Richards, L. Applicability of the Hoek-Brown failure criterion to New Zealand greywacke rocks. in 9th ISRM Congress. *International Society for Rock Mechanics and Rock Engineering*. (1999).
8. Kim, G.-W. Revaluation of geomechanics classifications of rock masses. in Proceedings of the Korean geotechnical society of spring national conference, Seoul. (1993).
9. Mitri, H., Edrissi, R., and Henning, J., "Finite-element modeling of cable-bolted stopes in hard-rock underground mines". *Transactions-Society For Mining Metallurgy And Exploration Incorporated*, Vol. 298, No. pp. 1897-1902, (1995).
10. Grimstad, E. Updating the Q-system for NMT. in Proceedings of the International Symposium on Sprayed Concrete-Modern use of wet mix sprayed concrete for underground support, Fagemes, Oslo, *Norwegian Concrete Association*, (1993).
11. Barton, N., "Some new Q-value correlations to assist in site characterisation and tunnel design". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 39, No. 2, pp. 185-216, (2002).
12. Hoek, E. and Brown, E.T., "Practical estimates of rock mass strength". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 34, No. 8, pp. 1165-1186, (1997).
13. Hoek, E., Carranza-Torres, C., and Corkum, B., "Hoek-Brown failure criterion-2002 edition".

- Proceedings of NARMS-Tac*, Vol. 1, No. 1, pp. 267-273, (2002).
14. Hoek, E. and Diederichs, M.S., "Empirical estimation of rock mass modulus". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 43, No. 2, pp. 203-215, (2006).
  15. Zhang, L. and Einstein, H., "Using RQD to estimate the deformation modulus of rock masses". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 41, No. 2, pp. 337-341, (2004).
  16. Deere, D.U., Coon, R.F., and Merritt, A.H., *Engineering classification of in-situ rock*. 1969, Illinois Univ at Urbana Dept of Civil Engineering.
  17. Jose, M., Galeral, M., and Alvarez, T., "Bieniawski evaluation of the deformation modulus of rock masses: comparison of pressuremeter and dilatometer tests with RMR prediction". *ISP5-PRESSIO International Symposium*, Vol., (2005).
  18. Sonmez, H., Gokceoglu, C., and Ulusay, R., "Indirect determination of the modulus of deformation of rock masses based on the GSI system". *International journal of rock mechanics and mining sciences*, Vol. 41, No. 5, pp. 849-857, (2004).
  19. Gardner, W.S. Design of drilled piers in the Atlantic Piedmont. in *Foundations and excavations in decomposed rock of the Piedmont Province*. ASCE. (1987).
  20. Zhang, L. and Einstein, H., "Using RQD to estimate the deformation modulus of rock masses". *International journal of rock mechanics and mining sciences (1997)*, Vol. 41, No. 2, pp. 337-341, (2004).
  21. Palmström, A. and Singh, R., "The deformation modulus of rock masses—comparisons between in situ tests and indirect estimates". *Tunnelling and Underground Space Technology*, Vol. 16, No. 2, pp. 115-131, (2001).
  22. Gokceoglu, C., Sonmez, H., and Kayabasi, A., "Predicting the deformation moduli of rock masses". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 40, No. 5, pp. 701-710, (2003).
  23. Kayabasi, A., Gokceoglu, C., and Ercanoglu, M., "Estimating the deformation modulus of rock masses: a comparative study". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 40, No. 1, pp. 55-63, (2003).
  24. Galera, M., Alvarez, M., and Bienawski, Z., "Evaluation of the deformation modulus of rock masses. Comparison by pressuremeter and dilatometer test". *ISP5-PRESSIO 2005*, Vol. 2, No. pp. 239-256, (2005).
  25. Chun, B.-S., et al., "Indirect estimation of the rock deformation modulus based on polynomial and multiple regression analyses of the RMR system". *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 46, No. 3, pp. 649-658, (2009).
  26. Nejati, H.R., et al., "On the use of the RMR system for estimation of rock mass deformation modulus". *Bulletin of engineering geology and the environment*, Vol. 73, No. 2, pp. 531-540, (2014).
  27. Geem, Z.W., Kim, J.H., and Loganathan, G.V., "A new heuristic optimization algorithm: harmony search". *simulation*, Vol. 76, No. 2, pp. 60-68, (2001).



28. Lee, K.S. and Geem, Z.W., "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice". *Computer methods in applied mechanics and engineering*, Vol. 194, No. 36-38, pp. 3902-3933, (2005).
29. Geem, Z.W., Global optimization using harmony search: Theoretical foundations and applications, in *Foundations of Computational Intelligence Volume 3*. 2009, Springer. p. 57-73.
30. Moh'd Alia, O. and Mandava, R., "The variants of the harmony search algorithm: an overview". *Artificial Intelligence Review*, Vol. 36, No. 1, pp. 49-68, (2011).
31. Yuan, X., et al., "Hybrid parallel chaos optimization algorithm with harmony search algorithm". *Applied Soft Computing*, Vol. 17, No. pp. 12-22, (2014).
32. Jaberipour, M. and Khorram, E., "Two improved harmony search algorithms for solving engineering optimization problems". *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Vol. 15, No. 11, pp. 3316-3331, (2010).
33. Rao, R.V., Savsani, V.J., and Vakharia, D., "Teaching-learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems". *Information sciences*, Vol. 183, No. 1, pp. 1-15, (2012).

